

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie

Département d'informatique

N° d'ordre :

Série :



Thèse

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de

Docteur en Science en Informatique

Reconstruction hiérarchique 3D pour la visualisation volumique et surfacique

Présenté par: FEKRAOUI Farah

Soutenue le : 30 / 06 / 2021

Devant le jury :

CHERIF Foudil	Professeur	Président	Université de Biskra
BABAHENINI Mohamed Chaouki	Professeur	Rapporteur	Université de Biskra
MELKEMI Kamal Eddine	Professeur	Examineur	Université de Batna 2
KOUAHLA Mohamed Nadjib	MCA	Examineur	Université de Guelma

A la mémoire de mon très cher père.

Remerciements

Je voudrais dans un premier temps remercier Allah le tout puissant qui m'a permis de réaliser ce modeste travail.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude et manifester ma très sincère reconnaissance à mon directeur de thèse, le Pr Mohamed Chaouki BABAHENINI, pour le temps qu'il m'a consacré, pour ses conseils avisés et pour sa supervision éclairée tout au long de la rédaction de cette thèse.

Je remercie chaleureusement Monsieur Cherif FOUDIL, Professeur à l'Université de Biskra, qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Monsieur Kamal Eddine MELKEMI, Professeur à l'Université de Batna 2 et Monsieur KOUAHLA Mohamed Nadjib, Maître de conférence à l'Université de Guelma, de consacrer de leur temps à l'examen de mon travail.

Je souhaite également remercier l'ensemble des enseignants du Département d'informatique de l'université de Biskra.

Je remercie en particulier mon mari Walid, pour le grand soutien qui m'a apporté durant ces longues années, et pour le courage qui m'a donné pour achever ce travail.

Mes derniers remerciements s'adresseront à ma mère, à mes deux enfants Nourhane et Houssem, à toute ma famille et ma belle famille.

Résumé

L'algorithme des Marching Cubes est basé sur l'estimation de l'isovaleur afin de déterminer tous les pixels appartenant au volume à reconstruire. Cette estimation est faite par l'utilisateur de manière interactive et sans aucune orientation; cela rend l'algorithme des Marching cubes supervisé; c'est-à-dire piloté par l'utilisateur. Toutefois, cette opération peut être coûteuse en temps de calcul lors de plusieurs tests et elle fournit des erreurs de reconstruction. Des solutions sont proposées pour détecter plus d'une isovaleur et ont été utilisées pour afficher plusieurs isosurfaces et non pour ajuster ou déterminer automatiquement une isovaleur. D'autres solutions proposent d'explorer l'histogramme pour estimer automatiquement l'isovaleur; ceux-ci restent insuffisants car ils nécessitent encore une intervention de l'utilisateur.

Cette thèse propose d'utiliser les méthodes automatiques de sélection d'isovaleurs qui prennent en compte l'histogramme et la dynamique de l'image. L'algorithme automatique Marching Cubes réduit l'interaction de l'utilisateur et rend le processus de sélection plus intuitif.

Les résultats obtenus montreront que cette automatisation minimise le temps de calcul et que les volumes obtenus sont de meilleure qualité que ceux obtenus par l'algorithme classique de Marching Cubes.

Mots clés

Reconstruction 3D, Algorithme des Marching Cubes, Marching Cubes automatiques, Sélection automatique d'Isovaleur, Image Médicale, Algorithme d'Otsu.

ملخص

تعتمد خوارزمية Marching Cubes على تقدير القيمة المتساوية من أجل تحديد جميع وحدات البكسل التي تنتمي إلى الحجم المراد إعادة بنائه. يتم إجراء هذا التقدير من قبل المستخدم بشكل تفاعلي وبدون أي توجيه ؛ هذا يجعل خوارزمية Marching Cubes تحت الإشراف ؛ أي ، يقودها المستخدم. ومع ذلك ، يمكن أن تكون هذه العملية مكلفة في وقت الحوسبة خلال العديد من الاختبارات وتؤدي إلى أخطاء في إعادة البناء. تم اقتراح حلول لاكتشاف أكثر من مساواة واحدة وقد تم استخدامها لعرض العديد من الأسطح المتساوية وليس لضبط أو تحديد قيمة متساوية تلقائياً. تقترح الحلول الأخرى استكشاف الرسم البياني لتقدير القيمة المتساوية تلقائياً ؛ تظل هذه الحلول غير كافية لأنها لا تزال تتطلب تدخل المستخدم.

تقترح هذه الأطروحة استخدام الطرق التلقائية لاختيار الصورة المتساوية والتي تأخذ في الاعتبار الرسم البياني وديناميكيات الصورة. تقلل خوارزمية Marching Cubes التلقائية تفاعل المستخدم وتجعل عملية الاختيار أكثر سهولة.

ستظهر النتائج التي تم الحصول عليها أن هذه الأوتوماتيكية تقلل من وقت الحساب وأن الأحجام التي تم الحصول عليها ذات جودة أفضل من تلك التي تم الحصول عليها بواسطة خوارزمية Marching Cubes الكلاسيكية.

الكلمات المفتاحية:

إعادة البناء ثلاثي الأبعاد ، خوارزمية Marching Cubes ، Marching Cubes التلقائية ، التحديد التلقائي للإيزال ، الصورة الطبية ، خوارزمية أوتسو.

Abstract

The Marching Cubes algorithm is based on the estimate of the isovalue in order to determine all the pixels that are belonging to the volume to be reconstructed. This estimation is done by the user in an interactive and way without any orientation; this is no longer an intuitive process.

Solutions are proposed to detect more than one isovalue and have been used to display multiple isosurfaces and not to adjust or automatically determine isovalue. Other solutions propose to explore histogram to estimate isovalue automatically; those remain insufficient because they still require user intervention.

This thesis proposes to make the use of existing automated isovalue selection methods that take into account histogram and the dynamics of the image. The automatic Marching Cubes algorithm reduces user interaction and makes the selection process more intuitive.

The obtained results will show that this adaptation minimizes the computing time and that the obtained volumes are of better quality than those obtained by the classical Marching Cubes algorithm.

Key words

3D Reconstruction, Marching Cubes Algorithm, Automatic Marching Cubes, Automatic Isovvalue Selection, Medical Image, Otsu's Algorithm.

Table des matières

Remerciements	iii
Résumé	iv
Abstract	vi
Table des matières	vii
Liste des Figures	xi
Liste des Tables	xiv
Introduction Générale	16

1. Imagerie médicale

1.1 Introduction.....	21
1.2 Les modalités de l'imagerie médicale	21
1.2.1 Radiographie numérique	22
1.2.2 Imagerie par transmission	22
1.2.2.1 La radiographie conventionnelle	23
1.2.2.2 La radiographie numérique.....	23
1.2.3 Imagerie par Résonance Magnétique.....	23
1.2.4 Imagerie ultrason	24
1.2.5 Synthèse sur les systèmes d'imagerie médicale	25
1.3 Visualisation des images médicales	26
1.3.1 Le standard DICOM	26
1.3.2 Format d'un fichier DICOM	27
1.4 Conclusion	28

2. Reconstruction 3D et Rendu volumique appliqués à l'image médicale

2.1 Introduction.....	30
2.2 Revue bibliographique de la reconstruction 3D pour l'image médicale.....	30
2.2.1 Etapes de la reconstruction 3D des images médicales	30
2.2.2 Classification des méthodes de reconstruction 3D des images médicales	32
2.2.3 Intérêts de la 3D pour l'application médicale	34
2.2.4 Techniques de reconstruction 3D des images médicales	35

2.2.4.1 La Radiographie Multi planaire.....	35
2.2.4.2 Reconstruction à partir d'images non étalonnées	35
2.2.4.3 Reconstruction 3D à partir de coupes sériées.....	36
2.2.4.4 Reconstruction à partir des silhouettes	37
2.2.4.5 Reconstruction à partir de la texture.....	38
2.2.4.6 Reconstruction à partir du mouvement	39
2.2.5 Synthèse sur les techniques de reconstruction 3D.....	40
2.3 Rendu pour la reconstruction 3D à partir des images médicales	41
2.2.1 Introduction.....	41
2.2.2 Rendu volumique Indirect	41
2.2.3 Rendu volumique direct.....	41
2.2.3.1 Rendu dans l'espace image: Ray casting	42
2.2.3.2 Rendu dans l'espace objet :Splatting	43
2.2.3.3 Rendu hybride : Shear-Warp.....	44
2.2.4 Classification et fonction du transfert.....	46
2.2.5 Equation du rendu volumique	48
2.4 Conclusion	51

3. Les Marching Cubes

3.1 Introduction	54
3.2 Isosurface et isovaleur	54
3.2.1 Propriétés de l'isosurface.....	55
3.3 L'algorithme des Marching Cubes.....	56
3.3.1 Méthodologie	56
3.4 Discussion des Marching Cubes	59
3.5 Exemple de reconstruction	64
4. Bilan et conclusion.....	65

4. Marching Cubes automatiques pour améliorer la reconstruction 3D des images médicales

4.1 Motivation et contribution	67
4.2 Marching Cubes automatique	67
4.2.1 Estimation automatique de l'isovaleur	69
4.2.1.1 Types de seuillages	70
4.2.1.1.1 Seuillage Globale	70
4.2.1.1.2 Seuillage locale ou adaptatif	71
4.2.1.2 Critères d'évaluation du seuillage.....	71
4.2.1.2.1 Erreur de classification	72
4.2.1.2.2 Non uniformité de région	72
4.2.1.2.3 Erreur relative de la région d'objet	72
4.2.1.2.4 Critère basé sur la forme de la région.....	73
4.2.1.3 L'algorithme d'Otsu pour le seuillage automatique	74
4.2.1.3.1 Motivation	74
4.2.1.3.2 Algorithme d'Otsu	74
4.2.1.3.3 Algorithme de Kapur.....	77
4.2.1.4 Conversion DICOM JPEG	78
4.2.2 Marching Cubes automatiques	79
4.3 Rendu volumique direct pour la visualisation volumique	82
4.4 Visualization ToolKit	83
4.5 Conclusion.....	83

5. Validation, Résultats et Evaluation

5.1 Introduction	85
5.2 Discussion des résultats.....	85
5.2.1 Données de validation	85
5.2.2 Estimation automatique de l'isovaleur	85

5.2.3 Marching Cubes automatique.....	86
5.2.3.1 Temps de reconstruction	86
5.2.3.2 Qualité des volumes obtenus	87
5.3 Le rendu pour une visualisation surfacique	90
5.4 Le rendu pour une visualisation volumique.....	92
5.4.1 Classification et fonction de transfert	94
5.4.2 L'éclairage	94
5.5 Conclusion.....	95
6. Conclusion générale.....	97

Liste des Figures

1.1 Formation de l'image médicale.....	21
1.2 Principe d'imagerie par transmission	22
1.3 Principe d'imagerie IRM.....	23
1.4 Principe d'imagerie ultrasonore	24
1.5 Schéma d'un fichier DICOM.....	27
1.6 Schéma de l'en-tête d'un fichier DICOM	28
2.1 Schéma général du processus de reconstruction 3D.....	31
2.2 Reconstruction surfacique	32
2.3 Reconstruction volumique.....	34
2.4 Principe de la radiographie Multi planaire	35
2.5 Géométries affine, projective et euclidienne	36
2.6 Exemple de reconstruction obtenue à partir de coupes sériées	37
2.7 Les différentes manières d'agencement des coupes en vue d'une reconstruction 3D.....	37
2.8 Reconstruction de l'enveloppe visuelle d'un objet par intersection des cônes d'observation dans l'espace	38
2.9 Reconstruction 3D à partir de la texture (a) paramétrage du modèle de Brides	39
2.10 Reconstruction de la structure d'un objet à partir du champ vectoriel, permettant de définir une carte de profondeur pouvant ensuite être représentée par un maillage 3D.....	40
2.11 Rendu volumique direct	42
2.12 Discretisation explicite de l'intégrale de rendu volumique par Ray casting.....	42
2.13 Chaque voxel est projeté sur le plan image laissant une empreinte	44
2.14 Algorithme du shear-warp avec une projection parallèle	45

2.15 Les deux types de classification	47
2.16 Le Modèle Emission-Absorption	48
2.17 Comparaison des effets de lumière simples et complexes	51
3.1 Représentation de deux isosurfaces différentes	55
3.2 Espace cubes utilisé.....	57
3.3 Illustration d'un cube formé par deux sommets et coupes successives.....	57
3.4 Indexation des arêtes	57
3.5 Les 15 cas de base dans l'algorithme des Marching Cubes.....	58
3.6 Exemple de création d'un index.....	58
3.7 Ambigüité de connexion.....	60
3.8 Création de trous des intersections de la surface avec les arrêtes	61
3.9 Volumes obtenus avec différentes isovaleurs	64
4.1 Schémas général des Marching cubes	68
4.2 Schémas général des Marching cubes automatiques.....	68
4.3 Schéma général proposée pour l'automatisation des Marching Cubes	69
4.4 Histogramme des niveaux de gris d'une image bimodale, T est le seuil.....	70
4.5 Principe de la méthode d'Otsu	75
4.6 Schéma détaillé de l'algorithme proposé.....	81
4.7 L'architecture détaillée du Ray Casting	82
5.1 Reconstruction 3D pour une isovaleur automatique	87
5.2 Bruit plus présent sur le volume reconstruit par une isovaleur interactive plus petite que	

l'isovaleur automatique	87
5.3 Présence des holes (trous) sur le volume reconstruit par l'isovaleur interactive	
supérieure à l'isovaleur automatique.....	88
5.4 Reconstruction 3D par une isovaleur automatique.....	89
5.5 Reconstruction 3D de dataset 2 par une isovaleur automatique (a) et isovaleur interactive	
(b, c, d) inférieure à l'isovaleur automatique (présence de bruits)	89
5.6 Reconstruction 3D du dataset 2 par une isovaleur interactive supérieure à l'isovaleur	
automatique.....	89
5.7 Reconstruction 3D du dataset 3	90
5.8 Application de la fonction de transparence.....	91
5.9 Vue de l'intérieur de l'objet reconstruit	91
5.10 Volumes obtenu par l'algorithme Ray Casting	92
5.11 Classification et fonction de transfert.....	93
5.12 Classification et fonction de transfert.....	94
5.13 Application du modèle d'éclairage de Phong sans ombrage	95
5.14 Application du modèle d'éclairage de Phong avec ombrage	95

Liste des Tables

1.1 Avantages et les inconvénients des différentes modalités d'imagerie	25
4.1 Evaluation des méthodes de seuillage automatique	78
5.1 Tableau récapitulatif des caractéristiques des images utilisées.....	85
5.2 Evaluation de la segmentation binaire.....	86
5.3 Temps de reconstruction.....	86

Introduction Générale

1. Contexte

Avec l'évolution des processus technologiques, l'informatique est devenue un outil de plus en plus utilisé par les scientifiques, car il offre un moyen rapide et efficace de manipuler et d'extraire l'information des données scientifiques.

L'image est un outil fondamental en pratique médicale. Elle peut être visualisée et traitée afin d'exploiter de manière optimale l'information qu'elle contient. Par le passé, elle était essentiellement utilisée pour l'établissement du diagnostic et la localisation de pathologies.

Malgré les avancées technologiques dans le domaine médical et en particulier dans l'imagerie médicale, l'étude de l'intérieur du corps humain et des parties inaccessibles est un problème ardu. Cependant, il reste un sujet de recherche de forte actualité, du fait de l'évolution du matériel et des techniques d'acquisition des images d'un côté, et de la grande capacité de calcul des ordinateurs et des systèmes de traitement de données d'un autre côté.

Les différents outils et techniques d'imagerie médicale permettent de transformer la réalité physique en une forme numérique. En chirurgie, à partir de l'imagerie médicale composée de coupes en deux dimensions, l'anatomie du patient est reproduite en trois dimensions. Ainsi, les modèles 3D personnalisés reconstruits permettent d'assister le chirurgien et augmentent ses capacités d'action, avant l'opération (planification), pendant l'opération (contrôle) et après l'opération (validation).

Actuellement, il existe quatre principaux systèmes d'imagerie médicale utilisés pour l'acquisition des images et la reconstruction de modèles tridimensionnels: la stéréoradiographie (deux clichés radiographiques acquis sous deux incidences différentes), la tomodensitométrie appelée également CT-Scan ou scanner, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) et l'imagerie par ultrasons.

L'imagerie tridimensionnelle est le terme général donné au processus de traitement, de visualisation et d'analyse des images tridimensionnelles. Cette dernière est souvent présentée sous forme de séquences d'images bidimensionnelles prises par une procédure d'échantillonnage ou de discrétisation de l'objet initial.

Ces images 2D séparées, ne fournissent pas une information 3D exacte de l'objet. Dans la pratique, le praticien est ramené à les rassembler et à construire mentalement une allure tridimensionnelle approchée pour arriver à une appréhension de l'objet. Une telle reconstruction mentale est sans doute difficile, fastidieuse et erronée.

La reconstruction 3D vise à reconstruire et afficher une scène constituée d'objets 3D regardés depuis une position et avec une orientation donnée. C'est une discipline qui n'est pas récente, en effet, elle a suscité beaucoup d'intérêt depuis plusieurs années et a fait le sujet de plusieurs recherches en vision par ordinateur.

La reconstruction 3D est présente dans plusieurs domaines aussi variés et nombreux les uns que les autres, et qui a eu pour résultat des méthodes d'application d'autant plus variées. Cela est attesté par la grande qualité d'articles qui ont été écrits dans ce domaine.

La reconstruction 3D de surfaces à partir d'une séquence d'images est un sujet de recherche très actif dans la communauté de la vision par ordinateur. Il existe de nombreuses approches qui diffèrent beaucoup selon les techniques utilisées dans le processus de reconstruction tridimensionnelle.

Avec la disponibilité des ensembles de données médicales dans des propriétés de haute précision, la reconstruction de volume a pris une importance considérable, un certain nombre de nouveaux algorithmes et améliorations ont été développés pour la présentation 3D d'images médicales.

La reconstruction 3D à partir de coupes sériées couvre de plus larges domaines et est très présente en médecine en particulier. Son principe est de placer les différentes images dans un cube dont les dimensions sont définies par la taille et le nombre des images utilisées. Une étape de segmentation est ensuite nécessaire, elle permet de délimiter la région d'intérêt automatiquement avec un algorithme de traitement d'image.

Les Marching cubes, algorithme inventé par Bill LORENSEN et Harvey CLINE (**LOR87**), considèrent l'ensemble des images comme étant une image 3D répartie sur une grille cubique dont le maillon élémentaire est le voxel. Cet algorithme est actuellement le plus populaire pour l'extraction d'isosurface.

La reconstruction tridimensionnelle par l'algorithme des Marching cubes, appliquée aux images médicales, a permis d'obtenir de très bonnes approximations des surfaces

d'origine et présente l'avantage de n'imposer aucune contrainte sur les variations topologiques entre les différentes images utilisées.

2. Motivations

L'algorithme des Marching cubes divise l'ensemble de données volumique, en cellules et calcule l'isosurface à l'intérieur de chaque cellule à partir d'une segmentation binaire basée sur la définition d'un seuil (isovaleur) estimé par l'utilisateur. La détermination d'une isovaleur appropriée est un défi inhérent à toute méthode d'extraction d'isosurface. L'algorithme de Marching Cubes laisse le choix de l'isovaleur appropriée pour l'utilisateur.

Cette estimation, interactive et sans aucune orientation ou contrainte n'est pas optimale et elle rend l'algorithme des Marching cubes supervisé; c'est-à-dire piloté par l'utilisateur. Cette opération peut être coûteuse en temps de calcul lors de plusieurs tests et elle fournit des erreurs de reconstruction. Ces fastidieux processus d'essais et d'erreurs nous ont conduit à essayer de les faire remplacer par une méthode automatisée.

3. Contribution

Afin de lever le problème de la sélection interactive et sans aucune orientation de l'isovaleur, nous proposons de réaliser cette étape de manière automatique en faisant recours aux méthodes de seuillage automatique. En effet, ces méthodes sont les techniques les plus courantes pour extraire des objets du fond de l'image. Leurs avantages sont leur facilité de mise en œuvre et leur efficacité dans les systèmes temps réel. De plus, ces techniques sont basées sur l'étude de la distribution des niveaux de gris des pixels de l'image (étude de la dynamique).

4. Organisation de la thèse

Cette thèse est composée de cinq chapitres:

- Le premier chapitre est consacré à l'imagerie médicale : types et synthèse. Nous consacrerons la dernière partie à la définition du standard DICOM commun pour les types d'imageries médicales.

- Le deuxième chapitre concerne la reconstruction 3D et le rendu volumique appliqués à l'image médicale où nous décrivons les étapes du processus de reconstruction et une classification des techniques de la reconstruction 3D des images médicales. La deuxième partie de ce chapitre sera consacré à la présentation des algorithmes de rendu pour la reconstruction 3D à partir des images.
- Dans le troisième chapitre, nous exposons l'approche de reconstruction tridimensionnelle utilisée : l'algorithme des Marching Cubes.
- Le quatrième chapitre présente l'approche de reconstruction tridimensionnelle proposée qui constitue notre principale contribution où nous décrivons en détails les différentes étapes suivies pour l'amélioration et l'automatisation de l'algorithme des Marching Cubes.
- Le cinquième chapitre est consacré aux expérimentations et à la validation de la technique proposée, afin d'automatiser l'algorithme des Marching Cubes. Les résultats obtenus sur plusieurs séries d'images médicales sont présentés.
- La fin de cette thèse présente un bilan faisant à la fois la synthèse de l'ensemble du travail et des perspectives futures sur l'approche développée.

1. L'imagerie Médicale

1. 1 Introduction

L'imagerie médicale est une pratique permettant d'examiner l'intérieur du corps humain sans procéder à une opération. L'imagerie médicale est utilisée à des fins cliniques afin de pouvoir proposer un diagnostic ou un traitement pour de nombreuses pathologies. Cette technique est également très utile dans le domaine de la recherche médicale pour l'étude de notre physiologie. La médecine fait appel à plusieurs types d'imagerie pour le diagnostic d'un patient : radio, échographie, Imagerie par Résonance Magnétique, endoscope, scanner, laser

L'évolution technologique, le développement informatique ainsi que le traitement de l'information de plus en plus rapide ont permis à l'imagerie médicale de devenir un secteur de haute technologie et d'innovation. L'imagerie apporte des informations de plus en plus complètes, précises avec des méthodes moins invasives que d'autres examens. Elle devient alors un outil essentiel pour le diagnostic et elle permettra d'adapter la thérapeutique en fonction de la nature de la lésion.

Dans ce chapitre, nous aborderons les différentes modalités d'imagerie médicale. Nous présentons également le standard DICOM pour la visualisation de ce type d'images.

1.2 Les modalités de l'imagerie

L'homme s'est toujours intéressé à l'étude de l'intérieur de son corps. Au début, il a fait recours à l'imagination, en interprétant des mesures, ou à l'observation, en découpant matériellement les objets. Et ce n'est qu'en 1914 qu'apparue la tomographie (du grec « tomo » : couper) qui représente l'image d'une coupe d'un objet quelconque. Et grâce à l'avancée de la technologie, ces technologies d'imagerie ont connu des avancées considérables (**BEN 2015**). La figure 1.1 illustre les étapes à suivre pour acquérir des images numériques avec un système tomographique :

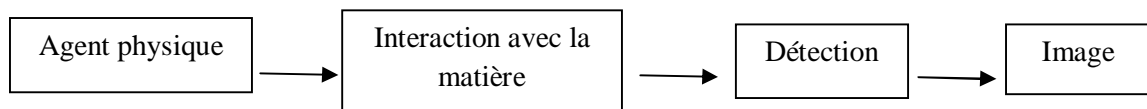


Figure 1.1 Formation de l'image médicale

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques qui permettent l'acquisition et la restitution des images internes du corps humain en exploitant différents phénomènes physiques tels que, l'absorption des rayons X, la réflexion d'ondes sonores (ultrasons), Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) ou la Tomographie par Emission de Positons (TEP). Il existe plusieurs modalités de l'imagerie médicale à savoir : (AKK13).

1.2.1 Radiographie numérique

Elle représente la technique la plus ancienne d'investigation non invasive de l'intérieur du corps humain. La formation d'une image radiographique résulte de l'absorption des rayons X par les différentes structures traversées. L'exploitation tridimensionnelle des images de la radiologie X est difficile : les organes sont superposés sans aucune indication de position autre que leur projection sur l'écran.

1.2.2 Imagerie par transmission (rayons X)

Dans l'imagerie par transmission, les rayons X sont transmis tout au long d'un faisceau à travers le patient. Pour réaliser ce type d'examen, le patient est placé entre une source de rayon X et un détecteur. On mesure alors la fonction d'atténuation de deux ou trois variables spatiales à l'intérieur du patient.

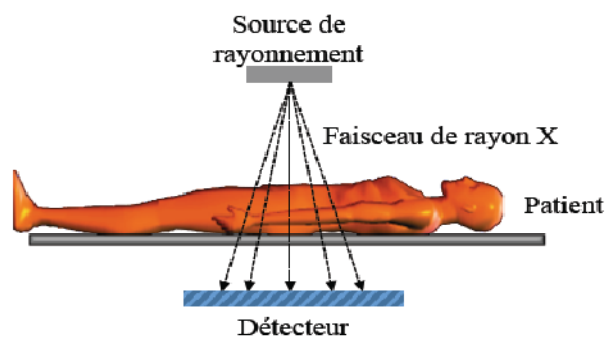


Figure 1.2 Principe d'imagerie par transmission (BEN 15)

1.2.2.1 La radiographie conventionnelle

Dans le cas de la radiographie conventionnelle, les rayons X atténués sont recueillis directement par un film photographique. La qualité de l'image obtenue est dépendante de la résolution spatiale et de la sensibilité du couple écran-film. Ces deux paramètres sont très dépendants l'un de l'autre. Le choix reste donc un compromis entre la sensibilité et la résolution spatiale. La radiographie conventionnelle, même si elle est encore largement installée dans la plupart des hôpitaux et la plus utilisée pour l'inspection des structures osseuses, elle tend à être remplacée par la radiologie numérique car elle présente quelques inconvénients liés aux : coût, au choix des paramètres (intensité, énergie, temps d'exposition, etc.), temps de développement du film, archivage, etc

1.2.2.2 La radiographie numérique

La radiographie numérique est la technique d'imagerie médicale qui utilise les rayons X pour produire une image numérique qui est une représentation discrète de la radiographie analogique. Le film argentique a été remplacé par des récepteurs de très grande sensibilité, qui permettent d'obtenir une image numérique des structures anatomiques étudiées tout en diminuant considérablement la dose d'irradiation subie par le patient. De plus, la qualité de l'image obtenue est généralement meilleure que celle du film traditionnel, et grâce aux écrans de visualisation, on peut traiter les images obtenues, pour en améliorer la qualité, la taille, le contraste afin de rendre l'interprétation clinique plus facile.

La radiographie numérique, présente de nombreux avantages par rapport à la radiologie conventionnelle qui se résument en : meilleur contraste et dynamique d'image, temps de traitement, simplicité d'archivage et de stockage, possibilité d'examen à distance, etc.

1.2.3 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

Magnetic resonance imaging (MRI) en anglais, est basé sur différentes propriétés du tissu de l'homme dans le champ magnétique. En particulier, l'occurrence de noyaux

atomiques d'hydrogène dans le tissu humain est exploitée pour la génération d'image (PRE14).

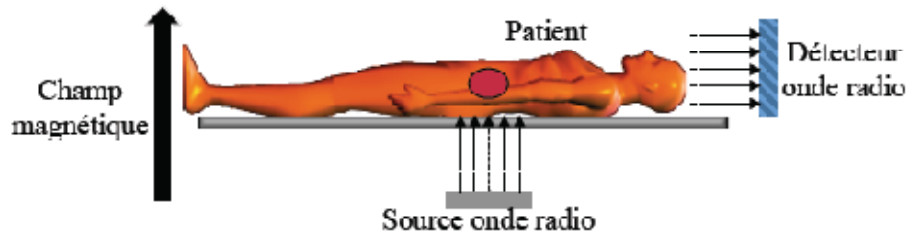


Figure 1.3 Principe d'imagerie IRM (BEN 15)

L'IRM, contrairement au scanner ou à la radiologie conventionnelle, a l'extrême avantage d'être une méthode non invasive et non irradiante.

Les images sont obtenues selon les trois plans de l'espace (axial, frontal et sagittal). Grâce aux différentes séquences, on peut avoir une meilleure visualisation des tissus mous avec des contrastes plus élevés qu'avec la tomodensitométrie et suivre les réactions métaboliques. En revanche, elle ne permet pas l'étude des structures osseuses ni donc la recherche de fractures.

I.2.4 Imagerie ultrason (Echographie)

Cette modalité est connue sous le nom de l'échographie. C'est une technique d'imagerie utilisant des ondes ultrasonores dont le principe est de détecter les ondes réfléchies par les différentes interfaces réfléchissantes du milieu traversé par les ultrasons.

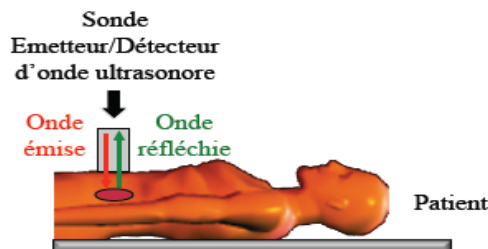


Figure 1.4 Principe d'imagerie ultrasonore (BEN 15)

L'imagerie par ultrasons présente plusieurs avantages : C'est une technique non invasive et non irradiante, le résultat est immédiat, elle n'est pas coûteuse et l'échographe est mobile.

Cependant, l'échographie présente quelques inconvénients : la qualité des images et les mesures dépendent beaucoup de la position de la sonde, l'image manque parfois de netteté et le bruit du "speckle" vient perturber les images.

1.2.5 Synthèse sur les systèmes d'imagerie médicale

Nous avons présenté dans le paragraphe précédent quelques modalités d'acquisition des images médicales. Le tableau ci-dessous illustre les inconvénients et les avantages de chaque modalité.

Le Tableau 1.1 Avantages et les inconvénients des différentes modalités d'imagerie (BER13).

Modalité	Irradiation	Coût	Accessibilité	Contraste osseux
Radiographie	Faible	faible	Elevé	Suffisant
Scanner	Elevé	élevé	Faible	Elevé
I.R.M	Nulle	élevé	Faible	Insuffisant
Ultrasons	Nulle	faible	Moyenne	Insuffisant

Chacune des modalités présenté ci-dessus présente des avantages et des inconvénients : Le scanner permet d'obtenir une géométrie 3D précise de segments osseux mais c'est un système d'acquisition très irradiant pour le patient, ce qui limite la réalisation des examens de manière fréquente. L'IRM peut être une alternative au scanner, mais bien qu'elle ne soit pas irradiante, elle est très coûteuse et plus dédiée à l'étude des tissus mous. Quant à la stéréoradiographie, basée sur seulement deux projections, elle permet l'analyse des segments osseux sous charge et avec un minimum de dose de rayons X.

Néanmoins, ces techniques se complètent. En effet même si certaines sont plus modernes que d'autres comme l'IRM elles n'ont pas les mêmes usages. Par exemple l'IRM est utilisé pour étudier les tissus mous comme le cerveau en revanche elle ne va pas permettre d'observer de manière correcte les os contrairement aux rayons X.

1.3 Visualisation des images médicales

La visualisation de données est une étape déterminante dans l'analyse d'images radiologiques. Les données obtenues par IRM ou TDM sont très riches en quantité d'information et par nature tridimensionnelles ; il est de ce fait difficile sinon impossible pour l'œil humain de les visualiser de façon simple. Il est donc nécessaire de proposer à l'opérateur des modes de visualisation qui soient intuitifs et qui permettent un affichage efficace des régions d'intérêt.

Différents modes de visualisation sont proposés, allant de l'affichage successif de coupes bidimensionnelles à des représentations tridimensionnelles.

Tous les systèmes utilisés pour acquérir des images médicales utilisent un format de représentation et d'échange commun, décrit dans le standard DICOM. (NAU10)

1.3.1 Le standard DICOM (Digital Imaging and Communication in Medecine)

Le monde médical actuel utilise des images aussi bien analogiques que digitales dans ses différents domaines, comme la radiographie, l'image CT, l'IRM, etc. Lorsque le format digital est utilisé, le fichier numérique doit suivre la norme DICOM, qui est non seulement un format de fichier, mais également un protocole de communication entre les différents acteurs au sein de la chaîne médicale (serveurs de stockage, appareillage d'examen, logiciels de traitement, ...).

Le standard DICOM a été créé pour répondre à plusieurs objectifs :

- promouvoir l'interopérabilité entre différents appareils, par exemple un appareil IRM et une unité de visualisation externe, indépendamment des fabricants,
- faciliter le développement de systèmes d'archivage et de communication d'images (en anglais PACS, pour Picture Archiving and Communication System), s'interfaçant avec d'autres systèmes d'information hospitaliers,
- permettre la création de bases de données de diagnostics pouvant être interrogées à distance,
- mettre en œuvre le « dossier patient » incluant imagerie, comptes rendus, rapports d'interventions, résultats d'analyses, hospitalisations, etc. (NAU10)

1.3.2 Format d'un fichier DICOM

Un fichier DICOM peut être vu comme une enveloppe contenant les informations sur un patient, sur l'examen qu'il a subi, et contenant les divers clichés réalisés (figure 2.5). Il contient des informations de type divers dans son en-tête, suivies par les données brutes.

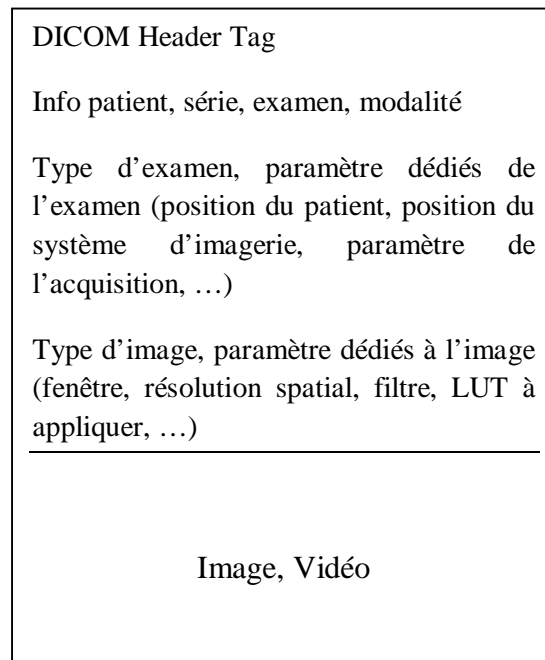


Figure 1.5 Schéma d'un fichier DICOM

Globalement, un fichier DICOM est composé d'un préambule, d'un entête, et des données brutes.

Le préambule contient 128 octets généralement mis à zéro suivi de 4 octets pour y écrire "DCM". A la suite du préambule commence une succession d'informations diverses : l'en-tête qui contient des données textuelles concernant le patient (âge, poids, sexe, ...), l'examen (région du corps explorée), la technique utilisée (IRM, scanner, ...), le nombre de clichés ainsi que leur taille.

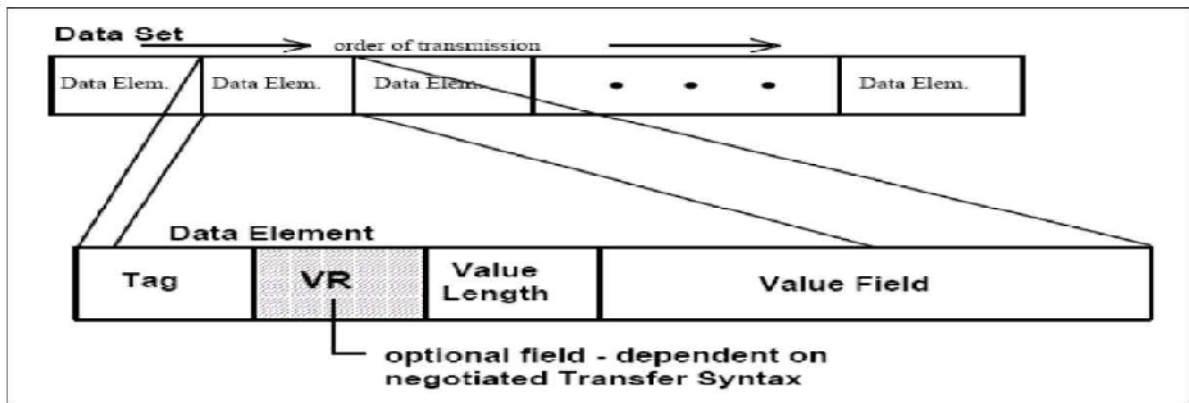


Figure 1.6 Flux de données de l'en-tête d'un fichier DICOM

Le format DICOM n'est pas très pratique pour le traitement d'images du fait qu'il contient certaines informations non liées à l'image elle-même mais plutôt sur son origine. Pour cette raison, les images DICOM sont converties dans d'autres formats simplifiés pour n'avoir qu'à traiter l'essentiel. (SED04, CHA04)

1.4 Conclusion

L'imagerie médicale est l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces dernières années, puisqu'elle a vu l'irruption de la machine. Les recherches en informatique permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Le besoin de concevoir des méthodes automatiques ou semi-automatiques pour traiter plus spécifiquement les images médicales s'est donc fait ressentir. Une nouvelle communauté de recherche spécialisée en traitement des images médicales est née. Ces chercheurs issu principalement de la communauté «traitement d'images», tentent de répondre aux nombreuses questions des radiologues. L'ensemble des solutions apportées font appel à des paradigmes souvent présents dans d'autres domaines. Parmi ces paradigmes nous citons la restauration d'images, la segmentation, le recalage, la classification, la réalité augmentée et la reconstruction 3D.

2. Reconstruction 3D et Rendu volumique appliqués à l'image médicale

2.1 Introduction

La reconstruction 3D à partir d'images, image-based 3D reconstruction en anglais, désigne la technique qui permet d'obtenir une représentation en trois dimensions d'un objet ou d'une scène à partir d'un ensemble d'images prises sous différents points de vue de l'objet ou de la scène.

La reconstruction 3D suscite beaucoup d'intérêt depuis plusieurs années, elle a pu avoir des implications dans de nombreux domaines à savoir : la reconstruction de bâtiments et la préservation du patrimoine historique dans l'aménagement de terrain ou l'architecture, la reconstruction des organes humains dans la médecine,... etc. La diversité de ces domaines d'application a eu pour conséquence l'émergence d'une variété très large de matériels d'acquisition. Dans le domaine médical nous pouvons citer : les scanners laser, l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'échographie, le CT-scan, la stéréovision ainsi que les différentes techniques tomographiques.

La visualisation des volumes obtenus nécessite l'amélioration de la qualité de l'affichage et donner plus de détails sur les données de volumes. C'est le rôle du rendu de volume.

2.2 Revue bibliographique de la reconstruction 3D pour les images médicales

2.2.1 Etapes de la reconstruction 3D

Nous pouvons schématiser le processus de reconstruction général comme suit (cas médical):

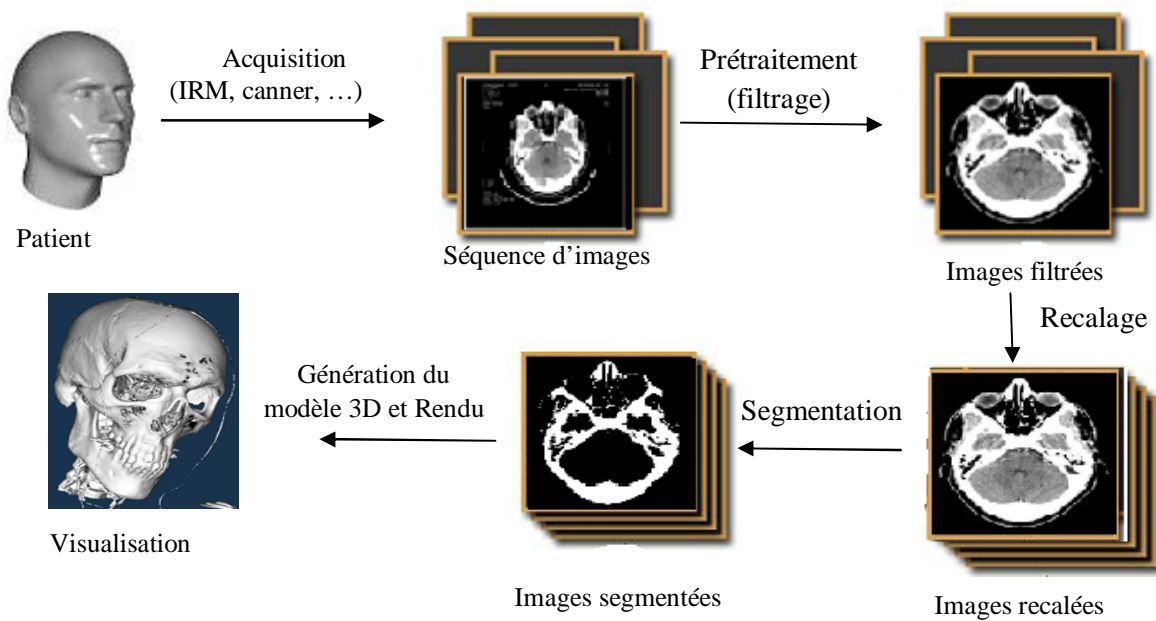


Figure 2.1 Schéma général du processus de reconstruction 3D

➤ **Acquisition**

C'est l'étape qui permet d'obtenir des images bidimensionnelles. La qualité de ces images dépend grandement du matériel utilisé et de l'objet observé, et c'est en fonction du type de l'objet observé qu'on utilise la technologie d'acquisition la mieux adaptée à sa nature, par exemple dans le domaine médical, on utilise la radiographie pour le squelette, le scanner pour le cerveau....etc.

➤ **Prétraitement**

Cette étape permet d'améliorer la qualité des images, et d'éliminer le bruit qui provient des conditions d'acquisition et est propre à la technologie utilisée. Le traitement doit éliminer le maximum de bruit, sans toucher, à l'information utile.

➤ **Recalage**

On fait recours à cette étape afin de réaligner les coupes dans l'espace de telle sorte qu'elles obéissent à un même repère. En effet, cette opération est nécessaire dans le cas où les conditions d'obtention de la séquence diffèrent d'une coupe à une autre,

permettant à quelques unes de subir une rotation ou une déformation quelconque. Il est à noter que dans le cas où la séquence consiste en des coupes IRM, CT ou US elles sont, en principe, alignées et par conséquent cette étape est omise.

➤ **Segmentation**

Cette étape importante du traitement n'apparaît pas toujours de façon explicite, mais elle est toujours présente, même lorsque les images à analyser sont simples. La segmentation est un processus visant à décomposer chaque image de la séquence en deux ou plusieurs régions (classes) homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. Les performances globales du système de reconstruction en dépendent largement. Son rôle est de localiser le volume d'intérêt au sein de l'ensemble des coupes.

➤ **Génération du modèle 3D**

Le principal objectif de cette étape est d'obtenir une représentation tridimensionnelle fidèle à l'organe observé (description géométrique de l'objet).

➤ **Visualisation**

Cette étape permet une vue tridimensionnelle de la structure qui a été échantillonnée en coupes, reconstruite et rendu, et de la visualiser sous différents angles de vue.

2.2.2 Classification des méthodes de reconstruction 3D

Les méthodologies de reconstruction se divisent en deux approches duales : les approches dites **surfiques** et les approches dites **volumiques**. (FER10)

➤ **Les approches surfiques**

Les approches surfiques travaillent sur des données directement disponibles en format vectoriel ou sur des données issues des méthodes de segmentation d'images ou des

techniques d'extraction de contours polygonaux. Les différents contours, ouverts ou fermés, représentent la trace de l'intersection entre la surface de l'objet et les différents plans de coupes. Le but de la reconstruction 3D est alors de relier les points des différents contours pour former des facettes, en général triangulaires, qui représentent les différentes surfaces de l'objet. Le nombre de données dans ce type d'approches est considérablement réduit, les objets reconstruits sont facilement manipulables et peuvent être visualisés correctement de manière simple. Ces approches permettent de s'orienter vers des outils de travail en temps réel (mesure, simulation, réalité virtuelle).

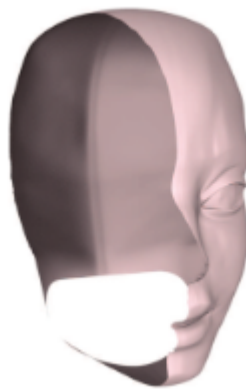


Figure 2.2 Reconstruction surfacique : Le modèle contient de l'information en un sous-ensemble de l'espace apparenté à une surface.

➤ **Les approches volumiques**

Les approches volumiques sont basées sur la projection de l'ensemble des données du volume sur un plan, en affectant des coefficients de transparence et des couleurs variables aux voxels en fonction de leur densité en unités Hounsfield. L'information contenue dans chacun des voxels constituant le volume des données est préservée dans l'image finale. L'avantage fondamental de ce type de reconstruction sur le précédent est de ne pas recourir à une segmentation par seuillage pour créer une reconstruction 3D. L'atténuation relative des voxels est traduite en échelle gris ou en couleurs. La limite principale du rendu volumique est le temps passé à créer des images pertinentes.

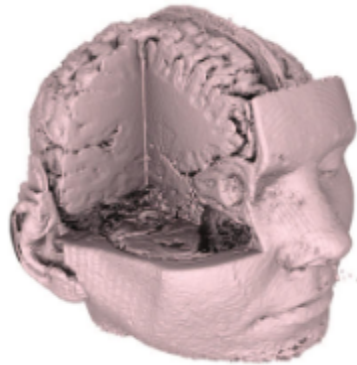


Figure 2.3 Reconstruction volumique, le modèle contient de l'information en chaque point de l'espace

2.2.3. Intérêts de la 3D pour l'application médicale

A l'aide de l'imagerie médicale, il est possible aujourd'hui, de visualiser l'anatomie interne du patient en 3D virtuelle, sans pour autant avoir recours à la chirurgie. Cela apportera une meilleure représentation de l'anatomie interne dans le but d'optimiser les chances de bons diagnostics. La reconstruction 3D est un apport pour toutes les spécialités médicales :

✓ La lutte contre le cancer

L'imagerie 3D est devenue un outil incontournable dans la lutte contre le cancer. En effet, la reconstruction 3D donnera la possibilité d'évaluer plus précisément l'efficacité thérapeutique avec le calcul des volumes tumoraux ce qui va permettre un diagnostic plus rapide des tumeurs et donc un traitement qui commencera plus rapidement.

✓ la chirurgie

L'image virtuelle est utilisée avant l'opération afin d'avoir une anatomie interne équivalente à celle du patient et non plus une anatomie théorique et peu précise. Grâce à l'imagerie 3D, le chirurgien pourra même simuler son opération avec une résection virtuelle, dans le but de limiter au minimum les risques lors des interventions chirurgicales.

2.2.4 Techniques de reconstruction tridimensionnelle

2.2.4.1 La Radiographie Multi planaire

Cette technique est basée sur le principe du lancer de rayons virtuels à travers un volume de coupes, défini par l'opérateur, permettant d'obtenir une image projective. Le rayon virtuel peut être doté d'une fonction mathématique particulière comme la moyenne des voxels rencontrés pour faire une image épaisse ressemblant aux anciennes tomographies ou par la sélection des voxels dont la densité est la plus élevée, pour former une image maximum intensity projection (MIP). **(FER10)**

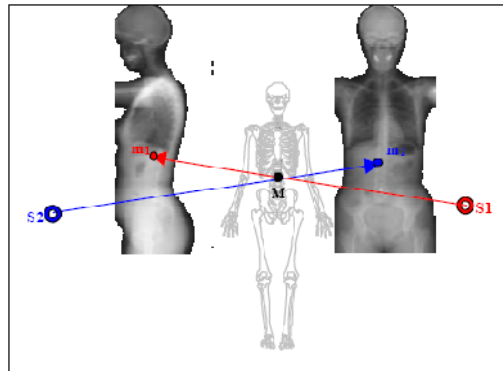


Figure 2.4 Principe de la radiographie Multi planaire (LEB 04)

2.2.4.2 Reconstruction à partir d'images non étalonnées

Cette méthode a pour but la reconstruction tridimensionnelle de points à partir de leurs observations dans des images bidimensionnelles, et cela, sans aucune information supplémentaire. On parle alors de reconstruction tridimensionnelle à partir d'images non étalonnées.

Le principe est de prendre des images d'une scène donnée sous différents angles de vue, puis d'effectuer la reconstruction grâce à des repères et points clés fixés au préalable.

Ainsi, **(BOU94)** dans son travail, décrit trois différentes façons de procéder :

- **Reconstruction projective** : quand les points sont définis dans un repère projectif, la reconstruction est alors définie à une transformation projective près.

Une telle reconstruction ne contient donc pas d'information critique (absence de la notion d'angle, de longueur, parallélisme....).

- **Reconstruction affine** : quand les points sont définis dans un repère affine. La reconstruction est alors définie à une transformation affine près. Une telle reconstruction contient des informations affines (rapport de longueurs, parallélisme).
- **Reconstruction euclidienne** : quand les points sont définis dans un repère euclidien. La reconstruction est alors définie à une similitude près. Cette dernière reconstruction est la plus riche ; elle contient les informations que l'homme a l'habitude de manipuler. Nous parlerons dans ce cas de reconstruction euclidienne, car le facteur d'échelle absent ici ne pose pas de problème particulier.

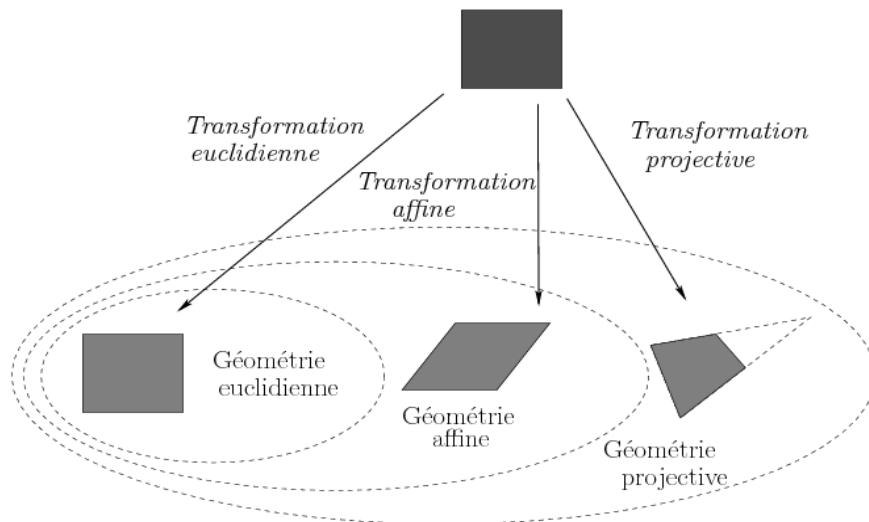


Figure 2.5 Géométries affine, projective et euclidienne

2.2.4.3 Reconstruction 3D à partir de coupes sériées

La reconstruction 3D à partir de coupes sériées couvre de plus larges domaines et est très présente en médecine en particulier. Le matériel d'acquisition peut être très varié (IRM, Echographie, CT-Scan... etc). Son principe est d'acquérir plusieurs tranches d'images 2D grâce à un matériel d'acquisition. Une étape de segmentation est ensuite nécessaire, elle permet de délimiter la région d'intérêt avec un algorithme de traitement

d'image ou manuellement. La reconstruction 3D s'effectue en superposant les coupes et en suivant un algorithme de reconstruction.

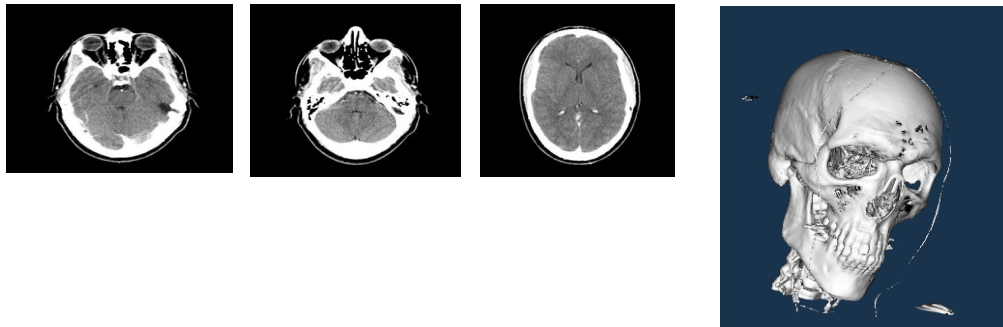
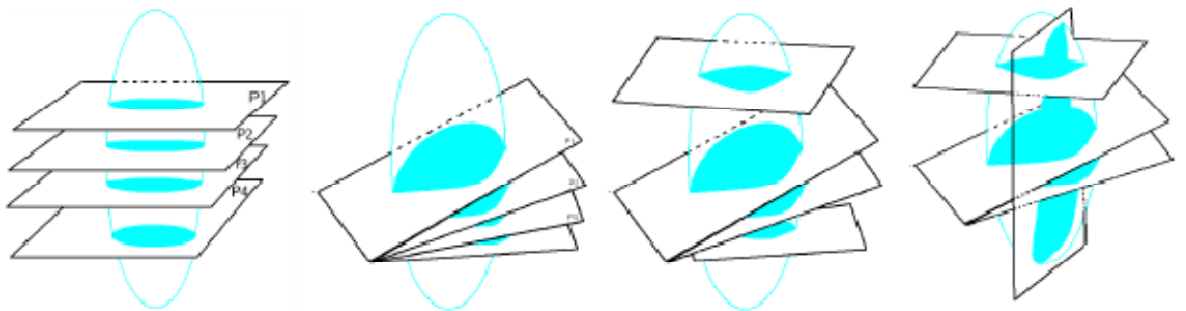


Figure 2.6 Exemple de reconstruction obtenue à partir de coupes sériées

Les coupes peuvent être obtenues de différentes manières, suivant le matériel utilisé ou la partie qu'on veut reconstruire (Figure 2.7) :



-a- coupes parallèles

-b- coupe non parallèle

-c- cas général

Figure 2.7 Les différentes manières d'agencement des coupes en vue d'une reconstruction 3D

2.2.4.4 Reconstruction à partir des silhouettes

Cette approche utilise les contours correspondant à la silhouette de l'objet dans l'image. L'idée est de délimiter un volume dans l'espace se rapprochant le plus possible de l'objet observé (Figure 2.8). Cette approximation est appelée "enveloppe visuelle" (visual hull). Il existe deux manières de déterminer cette enveloppe visuelle: soit par intersection des "cônes d'observation" (volume dans l'espace délimité par les contours

dans l'image), soit en “sculptant” un volume de départ, en sélectionnant les voxels suivant leur reprojexion dans les images, à l'intérieur ou à l'extérieur du contour.

Ces techniques sont intéressantes sur des structures de petites ou moyennes dimensions, pour lesquelles il est possible d'utiliser une table tournante ou de déplacer une caméra autour de l'objet, et de définir un fond pouvant être facilement soustrait dans les images afin de mieux définir les contours de l'objet (MOO08).

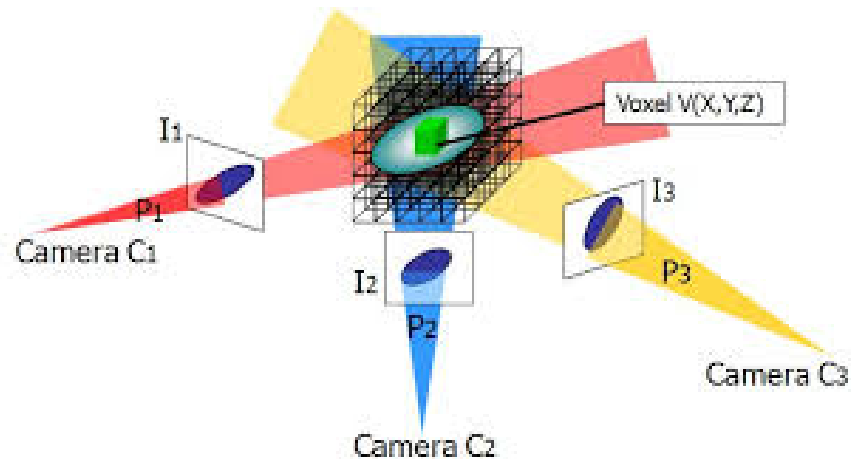


Figure 2.8 Reconstruction de l'enveloppe visuelle d'un objet par intersection des cônes d'observation dans l'espace

2.2.4.5 Reconstruction à partir de la texture

Cette méthode suppose que la surface est recouverte d'une texture homogène. Les inhomogénéités locales de la texture de l'image sont considérées comme le résultat de la projection. Les orientations de surface qui permettent d'obtenir la texture d'origine isotropique ou périodique sont sélectionnées (MOO08).

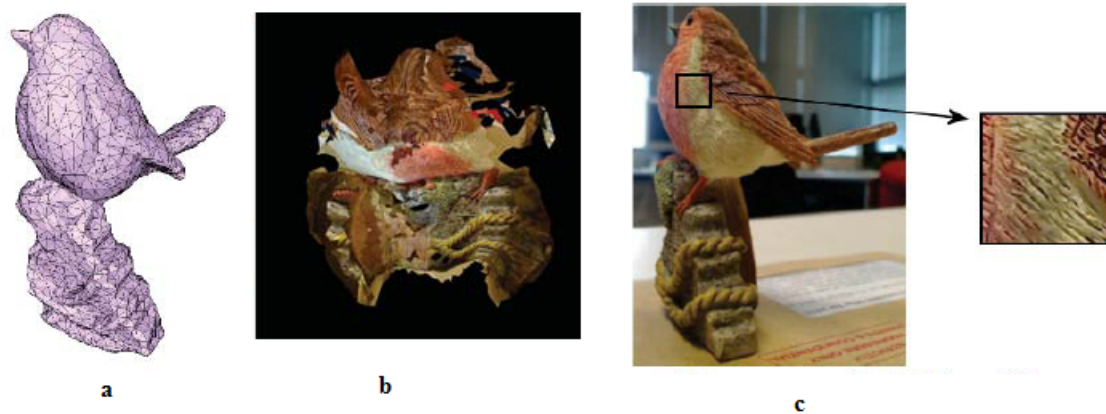


Figure 2.9 Reconstruction 3D à partir de la texture (a) paramétrage du modèle de Brides (b) carte de texture (c) résultat de la reconstruction (NGU13)

2.2.4.6 Reconstruction à partir du mouvement

L'approche shape from motion ou la forme à partir du mouvement en français, se base sur l'analyse du mouvement d'un objet sur deux ou plusieurs trames successives capturées par une seule caméra, afin d'estimer la profondeur de l'objet. Cette technique exploite le mouvement relatif entre la caméra et la scène, similaire à la technique stéréo, la reconstruction 3D d'un objet dans la scène à partir d'une séquence vidéo acquise par une seule caméra peut être considérée comme un problème stéréo, il suffit d'estimer la disparité entre chaque trame et sa suivante. En d'autres termes, le mouvement d'un objet en face d'une seule caméra fixe peut être considéré comme le mouvement d'une caméra en face d'un objet fixe. Cette approche ne nécessite pas une étape d'étalonnage préalable de la caméra car les paramètres intrinsèques de la caméra sont estimés en ligne. Cette méthode a l'inconvénient d'être très sensible aux bruits, car le fait que le déplacement entre deux trames successives est très faible engendre une instabilité dans l'estimation de la disparité. (BRN08) (MOH16)

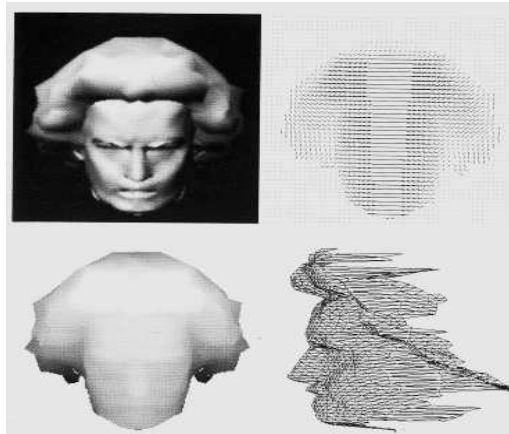


Figure 2.10 Reconstruction de la structure d'un objet (en haut à gauche) à partir du champ vectoriel (en haut à droite), permettant de définir une carte de profondeur (en bas à gauche) pouvant ensuite être représentée par un maillage 3D (en bas à droite) (BRN08)

2.2.5 Synthèse sur les méthodes de reconstruction 3D

La reconstruction 3D était utilisée uniquement dans le domaine de la médecine, mais vu les solutions qu'elle a apporté, elle a pu susciter l'intérêt d'autres applications, notamment l'archéologie et la muséographie. A l'heure actuelle, elle est devenue un outil incontournable.

Il existe une multitude de méthodes de reconstruction tridimensionnelle, chacune d'elle présente des avantages et souffre de quelques limites.

La reconstruction 3D à partir des coupes sériées est très utilisée en imagerie médicales. En effet, elle permet de reconstruire des organes qui sont très proches de la réalité.

Les méthodes de reconstruction à partir de coupes sériées permettent, à partir des images 2D, d'obtenir une modélisation tridimensionnelle des structures anatomiques. L'algorithme le plus courant permettant de réaliser cette opération est l'algorithme des «Marching Cubes » (LOR87).

L'algorithme de reconstruction 3D des Marching Cubes est actuellement l'algorithme le plus populaire pour l'extraction d'isosurface. Il est très utilisé dans le domaine médical car il permet d'obtenir de très bonnes approximations des surfaces d'origines à partir des coupes sériées. De plus, il est simple, rapide et robuste.

2.3 Rendu pour la reconstruction 3D à partir des images médicales

2.3.1 Introduction

Dans la visualisation scientifique et l'infographie, le rendu volumique est un ensemble de techniques utilisées pour afficher une projection 2D d'un ensemble de données 3D discrètement échantillonné, généralement un champ scalaire 3D. L'objectif de base du rendu de volume est de trouver une bonne approximation du modèle optique qui exprime la relation entre l'intensité du volume et la fonction de l'opacité et l'intensité dans le plan d'image.

2.3.2 Rendu volumique Indirect

Le rendu volumique indirect est une méthode répandue pour l'affichage des ensembles de données de volume. Il est basé sur l'extraction de sous forme surfacique et représenté par un ensemble de polygones à partir de données volumétriques (extraite des informations de la base avec une précision sous-voxels), qui sont ensuite rendues en utilisant des méthodes de rasterisation classiques; le plus souvent par des triangles pouvant être rendus en utilisant les cartes graphiques.

2.3.3 Rendu volumique direct

Les méthodes de rendu de volume direct (**LEV88**) génèrent des images d'ensembles de données volumiques 3D sans connaître aucune information géométrique sur les objets capturés, tels que les organes humains, le crâne, etc. Ces méthodes utilisent un modèle optique pour attribuer des propriétés optiques (couleur et opacité) aux données. Lors du rendu des données, des propriétés optiques sont accumulées le long de chaque rayon de vision. L'ensemble de données volumétriques est représenté par un tableau d'échantillons 3D uniforme. Les propriétés optiques sont soit spécifiées directement par les valeurs de données, soit calculées à l'aide d'une fonction de transfert appliquée aux données.

Il existe en fait deux manières possibles de calculer l'image finale. La première consiste à calculer la contribution de chaque élément du volume sur les pixels de l'image. Cette façon de calculer l'image est appelée object-order car les voxels sont passés en revue un par un dans un ordre de visibilité donné. A l'inverse, la seconde manière consiste à calculer chacun des pixels de l'image un par un. Il faut alors pour chaque rayon

traverser le volume afin de trouver les voxels qui contribuent à la couleur finale. On peut ainsi éviter de parcourir les parties cachées du volume. Cette méthode est appelée image-order (CHA01, MOR01).

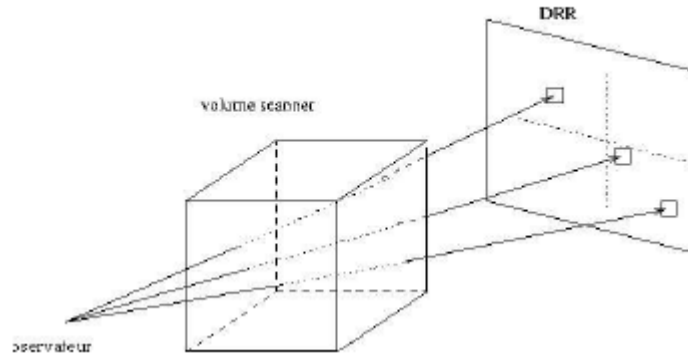


Figure 2.11 Rendu volumique direct

2.3.3.1 Rendu dans l'espace image: Ray casting

Ray casting (DRE88) est une technique populaire utilisée pour afficher un ensemble de données tridimensionnelle en deux dimensions, dont l'idée de base est de lancer un rayon de chaque pixel dans le plan de visualisation dans le volume, échantillonnant le rayon avec un pas prédéterminé d'avant en arrière ou arrière à l'avant par interpolation tri-linéaire. Une fonction de transfert est utilisée pour mapper la valeur scalaire sur la couleur et l'opacité. Enfin, les valeurs optiques acquises aux points d'échantillonnage le long du rayon de coulée pour calculer approximatif l'intégrale du rendu de volume, obtenant la couleur de pixel finale correspondante sur l'image de sortie.

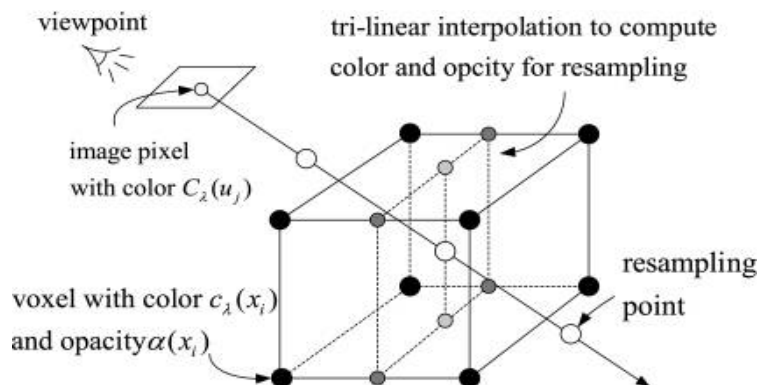


Figure 2.12 Discretisation explicite de l'intégrale de rendu volumique par Ray casting

Le principal avantage du lancer de rayons est la qualité du rendu. Cependant, cet algorithme étant un algorithme de type image-order, il n'accède pas aux données du volume dans l'ordre naturel du stockage, puisqu'il le traverse dans des directions arbitraires. De fait, il passe plus de temps à calculer les positions des points d'échantillonnage et à effectuer les calculs d'adresses qu'à calculer le rendu. De plus, les rayons peuvent passer plusieurs fois par le même voxel, et ainsi il est nécessaire de recharger des données déjà chargées précédemment. Enfin, l'élimination des régions vides du volume, bien que faisable, est moins facile qu'avec des méthodes de type object-order, et donc plus coûteuse (**MOR01**).

Le ray casting, et contrairement au lancer de rayons, est nettement plus rapide, facilement accélérée matériellement par une carte graphique dédiée. Il peut changer les fonctions de transfert pour faire ressortir différentes surfaces dans le volume. Ce type d'algorithme est aisément parallélisable sur des architectures SIMD (Single Instruction on Multiple Data). Toutefois, il passe plus de temps à calculer les positions des points d'échantillonnage et les rayons peuvent passer plusieurs fois par le même voxel, et ainsi il est nécessaire de recharger des données déjà chargées précédemment. Enfin, l'élimination des régions vides du volume, bien que faisable, est moins facile qu'avec des méthodes de type Object-order, et donc plus coûteuse.

2.3.3.2 Rendu dans l'espace objet : Splatting

Le splatting est une méthode décrite par « Westover, 1990 » (**WES90**), pour améliorer la vitesse de calcul des techniques de rendu de volume comme le lancer de rayons. Cette méthode accumule des points de données en "lançant" des noyaux pour chaque voxel sur le plan de dessin, illustrée à la Figure 2.12 Les empreintes sur le plan de dessin représentent la visualisation. La forme et la taille du noyau sont critiques pour la qualité du résultat. L'accumulation, ou le processus de composition peut être fait dos à l'avant, ce qui garantit une visibilité correcte. La composition avant-arrière est plus rapide, parce que le processus peut être arrêté lorsque les pixels sont complètement opaques. L'algorithme original est rapide mais de mauvaise qualité, mais depuis la première publication de nombreuses améliorations ont été mis en œuvre. Notez que de bons résultats d'éclaboussures nécessitent autant de temps de calcul du processeur que Ray casting.

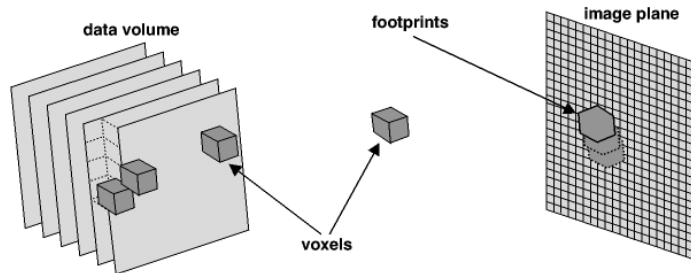


Figure 2.13 Chaque voxel est projeté sur le plan image laissant une empreinte (gris clair).

Le splatting délivre des images splattées de haute qualité et a le potentiel d'une implémentation matérielle très efficace. Il arrête la progression du rayon à l'intérieur du volume, s'il atteint la pleine opacité (seuil fixé par l'utilisateur). Toutefois, ces algorithmes présentent l'inconvénient d'un adressage difficile des échantillons en changeant l'angle de vue

2.2.3.3 Rendu hybride : Shear-Warp

L'algorithme shear-warp a été proposé par Lacroute (**LAC95**). Cette algorithme shear-warp pour le rendu volumique fait partie des algorithmes de rendu volumique les plus rapides : c'est un algorithme d'ordre d'objet basé sur l'idée de la factorisation de la matrice de vue dans un 'shear' 3D et un 'warp' 2D (**LAC94**). Il est basé sur la factorisation de la transformation liée au point de vue pour simplifier la projection du volume vers l'image. Dans cet algorithme, on n'itère pas sur les pixels de l'image, mais sur les voxels de la scène, donc on évite la complexité des algorithmes de splatting en en décomposant la projection des voxels sur le plan image en deux étapes :

Etape1 : Effectuer une projection des voxels sur un plan objet parallèle à l'une des faces du volume à visualiser.

Etape2: Le plan objet est projeté sur le plan image, à un coût très bas car il ne s'agit plus de projections d'informations volumiques mais bidimensionnelles.

Afin d'optimiser la construction de l'image intermédiaire, il est possible de réorganiser les plans du volume de façon à ce que la projection des voxels sur le plan objet soit toujours parallèle à l'axe de profondeur. Pour cela, (« *shear* ») les plans des volumes sont décalés en fonction de la direction initiale des rayons de vision, comme le montre la figure ci-dessous dans le cas d'une perspective isométrique.

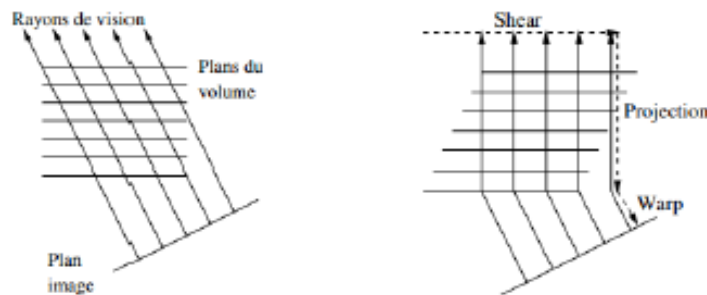


Figure 2.14 Algorithme du *shear-warp* avec une projection parallèle (NEU01)

La factorisation *shear-warp* consiste à considérer un système de coordonnées intermédiaires. Dans cet espace objet transformé, les rayons liés au point de vue sont parallèles au troisième axe de coordonnées. Un algorithme basé sur cette transformation dans l'espace objet intermédiaire a deux étapes :

La première étape est appelée cisaillement ou transformation *shear* (*shear*) des coupes 2D constituant le volume, rendant ainsi la projection du volume sur le plan image simplifiée. Le résultat de cette projection est une image intermédiaire.

La deuxième étape est une déformation ou transformation *warp* (*warp*) pour avoir l'image finale. Ceci rend possible la mise au point d'un algorithme d'ordre objet avec les mêmes avantages qu'un algorithme d'ordre image (combinant tous ces avantages).

Passer par une image intermédiaire permet aux lignes de balayage des données du volume d'être alignées avec les lignes de balayage de l'image intermédiaire. On balaye alors l'objet et l'image simultanément dans leur ordre de stockage. Cet algorithme combine les avantages des algorithmes d'ordre objet et des algorithmes d'ordre image. Les conditions d'utilisation des techniques d'optimisation séquentielles telles que l'exploitation de la cohérence de données et la terminaison précoce de rayon sont réunies grâce à ce parcours simultané des deux structures de données (objet et image).

Le rendu par la méthode du Shear-warp est rapide, la mémoire est parcourue de manière optimale que ce soit pour l'accès au volume ou pour l'accès au plan image. ainsi, la projection est aussi très simplifiée (donc rapide) puisqu'il y a correspondance entre un voxel et un pixel.

Néanmoins, Le fait de considérer le volume comme une série de coupes et d'utiliser une reconstruction bilinéaire au lieu d'une reconstruction globale du volume, génère des artefacts lorsque l'angle de vue s'approche des 45 degrés. Ceci, infecte la qualité de l'image résultante.

2.3.4 Classification et fonction du transfert

L'information de couleur étant généralement définies en informatique graphique comme un triplé de composantes primaires (rouge, vert et bleu), l'étape qui nous permet de passer de l'espace des scalaires ($\in \mathbb{R}^4$) en rendu volumique se dénomme « classification ».

Ceci revient à définir une fonction allant de (\mathbb{R}) dans (\mathbb{R}^4) appelée fonction de transfert, cette dernière étant quasiment toujours transcrite sous la forme d'une texture 1D (tableau unidimensionnel de valeur discrète) ou pour un scalaire s :

- $C(s)$ représente la couleur, soit un triplé (R, G, B).
- $T(s)$ la transparence (aussi appelé coefficient d'extinction).

A partir d'une fonction de transfert, il est possible de traiter les échantillons de deux façons :

- Par **pré-classification** : la fonction de transfert est appliquée pour chaque échantillon avant l'interpolation tri linéaire .On dit alors que l'on travaille dans l'espace du couleur, le couleur étant interpolées. Les hautes fréquences de la fonction de transfert (zone à forte variation d'intensité de couleur et de transparence pour deux scalaires rapprochés) peuvent ne pas être reproduites en conséquence, ce qui se traduit par l'introduction de défauts visuels, comme on peut le voir sur la figure 2.14 (a).
- Par **post-classification** : la fonction de transfert est appliquée après interpolation, donc au niveau du champ de données. La visualisation en découlant permet de rendre tous les détaille de la fonction de transfert comme le

montre la figure 2.14 (b). Cependant cette approche est moins préformante que la précédente de par l'application de la fonction de transfert à toutes valeurs issues de l'interpolation linéaire inter-échantillons.

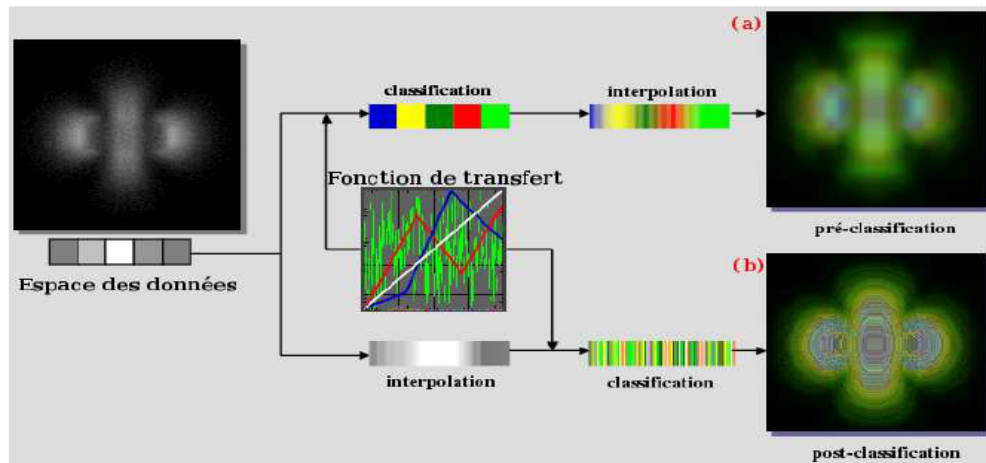


Figure 2.15 Les deux types de classification

La création automatique d'une fonction de transfert demeure encore une problématique de recherche active. Il n'existe aucun algorithme optimal de construction assignant couleurs et opacité pour un ensemble de données. Il existe cependant des méthodes de génération dites semi-automatique où une analyse topologique (**FUJ00**) Et une analyse des données qui guide l'utilisateur dans la conception de la fonction de transfert. Il demeure cependant très courant que l'étape de classification se fasse de façon « manuelle », la modification dynamique des attributs et l'observation en temps réel du volume rendu permettant une convergence (souvent lente) vers une fonction de transfert satisfaisante.

L'objet d'une bonne fonction de transfert consiste à faire ressortir des données, à un instant donné de l'exploration de l'information, ce qui est pertinent tout en cachant les détails inutiles.

Ce processus de classification est donc d'une importance tout à fait capitale en termes de visualisation. Tout champ scalaire volumique peut être visualisé d'un quasi infini de façon de par la liberté que l'on a à affecter couleur et transparence à chacune des valeurs scalaires. (**MEI00**)

2.3.5 Equation du rendu volumique

En ce qui concerne la visualisation de volume, les techniques de rendu de volume direct produisent des images projetées directement à partir de l'ensemble de données volumétriques. Ces techniques n'impliquent pas la construction de représentations intermédiaires, telles qu'une surface polygonale, des données stockées dans le volume. Par conséquent, les techniques de rendu de volume direct nécessitent un modèle de la façon dont le scalaire les valeurs génèrent, reflètent, dispersent ou occluent la lumière

Le modèle d'éclairage de rendu est essentiellement un modèle d'absorption-émission. La partie émission de l'équation détermine l'intensité et la couleur d'une particule à l'intérieur du volume tandis que l'absorption détermine l'opacité. Le modèle d'absorption-absorption peut être décrit par l'intégrale de rendu de volume : Le rendu de volume direct est le processus de modélisation d'un volume en tant que participant milieu optique, et estimer l'émission et l'absorption de ces médias selon une approximation discrète de la radiative équation de transport. Sur un segment de rayon, l'irradiante est formulée comme :

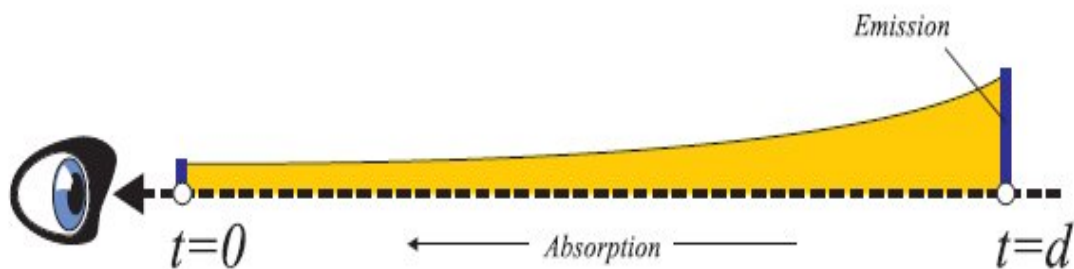


Figure 2.16 Le Modèle Emission-Absorption

$$I(D) = I_0 e^{-\int_{s_0}^D K(t) dt} + \int_{s_0}^D q(s) e^{-\int_s^D K(t) dt} ds \quad (2.1)$$

Tel que :

- D est la distance le long du rayon, $I(D)$ est l'intensité lumineuse à D .
- I_0 est l'intensité au point où le rayon pénètre dans le volume dans la position de $s = s_0$.
- $K(t)$ est l'absorption de la lumière entre s_0 et D

$-q(s) = c(s) * k(s)$: est l'émission d'un point s

$-c(s)$: est la couleur d'un point s

$-I_0 e^{-\int_{s_0}^D k(t) dt}$: décrit l'intensité initiale.

$-e^{-\int_{s_0}^D k(t) dt}$: décrit la transparence du milieu entre 0 et D .

$-\int_{s_0}^D q(s) e^{-\int_s^D k(t) dt} ds$: L'ensemble de la lumière émise en chaque point sur le rayon de lumière en tenant compte du facteur d'atténuation.

Dans le cas général, l'équation ne peut pas être calculée analytiquement. Par conséquent, dans des applications pratiques, la plupart des algorithmes de rendu de volume doivent obtenir une solution numérique de l'équation grâce à l'emploi d'une quadrature d'ordre zéro de l'intégrale intérieure avec une approximation de premier ordre de l'exponentielle. L'intégrale extérieure est également résolue par une somme finie des échantillons uniformes. Alors partitionner le domaine d'intégration en plusieurs intervalles et approximer l'intégrale par une somme de Riemann. Nous obtenons l'équation suivante :

$$I \approx \sum_{i=1}^n C_i \alpha_i \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j) \quad (2.2)$$

Où

n désigne le nombre d'emplacements de ré-échantillonnage spécifiés par $n = D / \Delta d$.

Δd indique la distance entre deux points de ré-échantillonnage successifs.

α_i sont les échantillons d'opacité le long du rayon et C_i sont les valeurs de couleurs locales dérivées du modèle d'illumination.

Cette équation est également appelée l'équation de rendu de volume discret. Il peut être évalué itérativement en composant les valeurs de couleur et d'opacité dans l'ordre avant-arrière ou arrière- avant.

La formule de composition, arrière- avant est décrite comme suit :

$$c'_i = c_i + (1 - \alpha_i) c'_{i+1} \quad (2.3)$$

Où

c'_i est l'émission accumulée entre les segments $n - 1$ et i .

A noter que dans ce cas l'opacité n'a pas besoin d'être accumulée, chaque étape de composition faisant uniquement intervenir l'opacité du segment courant.

La formule de composition, avant-arrière est décrite comme suit :

$$C_i'' = C_{i-1}'' + (1 - \alpha_{i-1}'') C_i \quad (2.4)$$

$$\alpha_i'' = \alpha_{i-1}'' + (1 - \alpha_{i-1}'') \alpha_i \quad (2.5)$$

Où C_i'' et α_i'' sont respectivement l'émission et l'opacité accumulées entre les segments 0 et i.

- **Illumination (Shading)**

Les modèles d'illumination locale sont utilisés pour améliorer l'apparence visuelle des objets et la forme des structures de surface dans les ensembles de données volumétrique. Les modèles simples approximent localement l'intensité lumineuse réfléchie à partir de la surface d'un objet. L'approximation la plus commune est le modèle de Phong, qui calcule l'intensité réfléchie en fonction de la surface locale.

- **Modèle d'illumination de Phong**

En utilisant un modèle d'illumination local. Seule la lumière réfléchie est prise en compte, la lumière transmise et l'émission propre sont ignorées.

Les modèles d'illumination décomposent la réflexion en trois composantes : ambiante, diffuse et spéculaire :

$$\text{Intensité} = I = I_{\text{ambiante}} + I_{\text{diffuse}} + I_{\text{spéculaire}} \quad (2.6)$$

$$I_{\text{ambient}} = k_a \quad (2.7)$$

$$I_{\text{diffuse}} = I_l k_a (\vec{l} \cdot \vec{n}) \quad (2.8)$$

$$I_{\text{spéculaire}} = I_l k_s (\vec{v} \cdot \vec{n})^2 \quad (2.9)$$

$$\vec{v} = \left(2(\vec{n} \cdot \vec{l}) \right) \cdot \vec{n} - \vec{l} \quad (2.10)$$

\mathbf{n} : le vecteur normal, \mathbf{l} : le vecteur de direction, I_l : l'intensité de la source de lumière ponctuelle, k_a , k_d , k_s : les coefficients ambiants, diffus, spéculaires.

Dans les applications de rendu de volume, le vecteur de gradient normalisé est utilisé comme normale de surface. Malheureusement, le gradient n'est pas bien défini dans les

régions homogènes du volume. Pour le rendu volumique, le modèle de Phong est fréquemment modifié, de sorte que seules les régions ayant des amplitudes de gradient élevées sont ombrées.

L'éclairage local ignore les contributions de lumière indirecte, les ombres et autres effets globaux, comme illustré par la Figure 2.17.

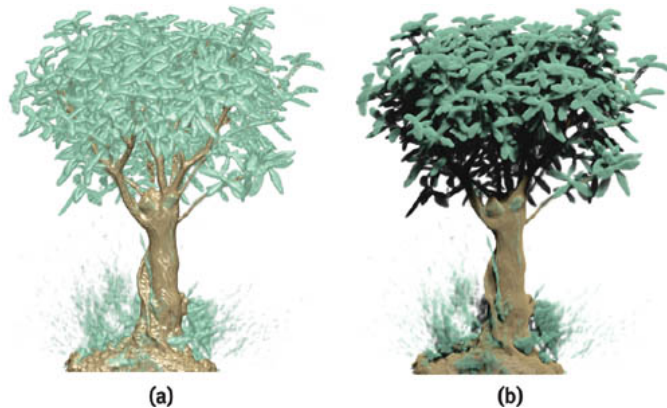


Figure 2.17 Comparaison des effets de lumière simples et complexes

2.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à deux axes à savoir : La reconstruction 3D et le rendu volumique des images médicales

La reconstruction 3D des images médicales est devenue un outil incontournable notamment pour la chirurgie et l'aide au diagnostique.

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques méthodes de reconstruction tridimensionnelle, ainsi que leurs avantages et limites.

Nous avons consacré le deuxième axe de ce chapitre au rendu volumique qui est une technique graphique et de visualisation importante. Les techniques de rendu de volume peuvent être utilisées pour afficher non seulement les surfaces d'un modèle mais également les détails complexes qu'il contient.

Les algorithmes de rendu de surfacique adaptent les primitives géométriques aux données avant qu'ils soient rendus. L'algorithme le plus connu de cette catégorie est l'algorithme des Marching cubes. Les algorithmes du rendu volumique sont multiples et

se divisent en deux grandes familles (algorithmes d'ordre objet et d'ordre image). L'algorithme le plus connu de cette catégorie est le Ray Casting.

3. Les Marching Cubes

3.1. Introduction

Avec le progrès et l'évolution du nombre de données médicales, les experts en domaine médical et les scientifiques utilisent la visualisation 3D pour améliorer et accélérer la tâche de l'analyse de ces données.

L'algorithme de reconstruction 3D des Marching Cubes est actuellement l'algorithme le plus populaire pour l'extraction d'isosurface (surface de même intensité). Il est très utilisé dans le domaine médical car il permet d'obtenir de très bonnes approximations des surfaces d'origines à partir des coupes sériées. De plus, il est simple, rapide et robuste.

L'algorithme des Marching (**LOR87**) est une méthode surfacique permettant d'extraire une surface de densité fixée (surface d'iso densité) d'un maillage 3D structuré et uniforme.

3.2 Isosurface et isovaleur

L'isosurface est l'analogue en 3D d'une courbe de niveau en 2D. C'est l'ensemble des points de l'image dont le niveau de gris est constant.

Une isosurface est donc l'ensemble des points de la surface qui ont le même poids (l'intensité par exemple). C'est une surface pour laquelle une valeur réelle donnée (isovaleur) est toujours la même.

Une isosurface est une fonction f tel que tout point $(x, y, z) \in \mathcal{R}^3$ $f(x, y, z)=c$, et c est une constante. (**VIN13**)

Le choix de C (isovaleur) permet à l'utilisateur de sélectionner un objet particulier dans le volume sans utiliser tous les voxels de l'ensemble volumique. Ce choix peut être réalisé d'une manière manuelle ou automatique.

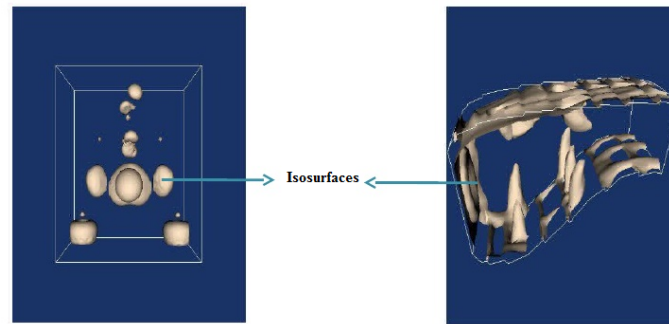


Figure 3.1 : Représentation de deux isosurfaces différentes

3.2.1 Propriétés de l'isosurface

L'isosurface produite par les Marching Cubes présente les propriétés suivantes (WEN13) :

Propriété 1 : L'isosurface est un morceau linéaire.

Propriété 2 : Les sommets de l'isosurface se trouvent sur les bords de la grille.

Propriété 3 : L'isosurface intersecte chaque bord de la grille bipolaire à un point.

Propriété 4 : L'isosurface ne coupe pas les bords de la grille négatifs ou strictement positifs.

Propriété 5 : L'isosurface sépare les sommets positifs de la grille des sommets négatifs et sépare strictement les sommets strictement positifs de la grille des sommets négatifs de la grille.

Les propriétés 3 et 4 assurent que l'isosurface intersecte un nombre minimum d'arêtes de la grille.

Propriété 6 : L'isosurface est un collecteur linéaire, collecteur de deux limites.

Propriété 7 : L'ensemble des triangles ne contient aucune zone zéro-triangles ou des doubles triangles.

3.3 L'algorithme des Marching Cubes

L'extraction par isosurface, peut permettre d'isoler et de rendre un ou plusieurs phénomènes ou structures d'intérêt dans un ensemble de données. De plus, l'affichage de l'isosurface est habituellement rapide car la plupart des méthodes d'isosurfacing produisent un maillage composé de facettes triangulaires; Le rendu des triangles est rapide sur le matériel graphique typique.

Les Marching Cubes sont proposés par Lorensen et Cline (**LOR87**). Bien que cet algorithme ne soit pas la méthode d'isosurfacing la plus ancienne, elle est très connue et largement appliquée. Une partie de son appel est qu'il suit une approche simple et pratique (**NEW06**). L'algorithme des Marching Cubes a été appliqué dans de nombreuses zones d'application, y compris le rendu des phénomènes naturels (exemple le climat (**POT11**)), la biophotonique (exemple (**STP17**)), la biomédecine (exemple (**CHA09**)), la biochimie (exemple (**BID10**)), la mécanique (exemple (**ASH05**)), etc.

Plusieurs variantes de l'algorithme des Marching Cubes ont été proposées à savoir : le Marching Square (**GON16**), le Marching Tetra hedra (**BAG16**) et le Marching triangle. (**FOU09**)

3.3.1 Méthodologie

Pour reconstruire un volume, l'algorithme des Marching Cubes passe essentiellement par 4 étapes à savoir : Extraction des voxels, le calcul des index, la définition de l'ensemble des intersections sur les arêtes des cubes et le calcul des points d'intersection et les normals . (**MIL12**)

Etape1 :

L'algorithme des Marching Cubes convertis le volume en un modèle polygonal, son principe est de diviser la grille 3D en cellules cubiques de tailles identiques (figure 3.2) dont 4 sommets sont constitués par des voxels contigus appartenant à une coupe et les autres 4 sommets appartiennent à une coupe adjacente (Figure 3.3 et 3.4). Le cube est aussi formé de 12 arêtes sur lesquelles se trouveront les sommets du mesh formant la future surface (**SUD12**).

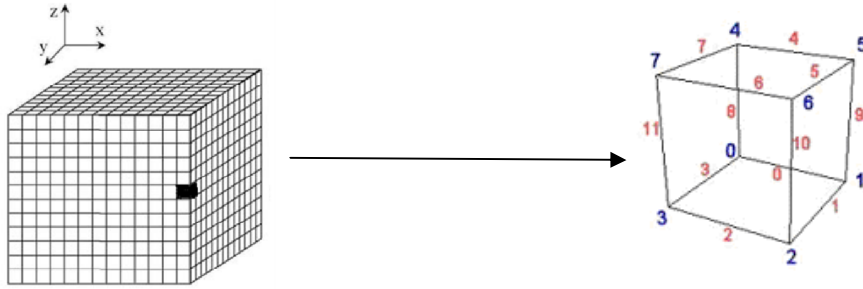


Figure 3.2 Espace cubes utilisé

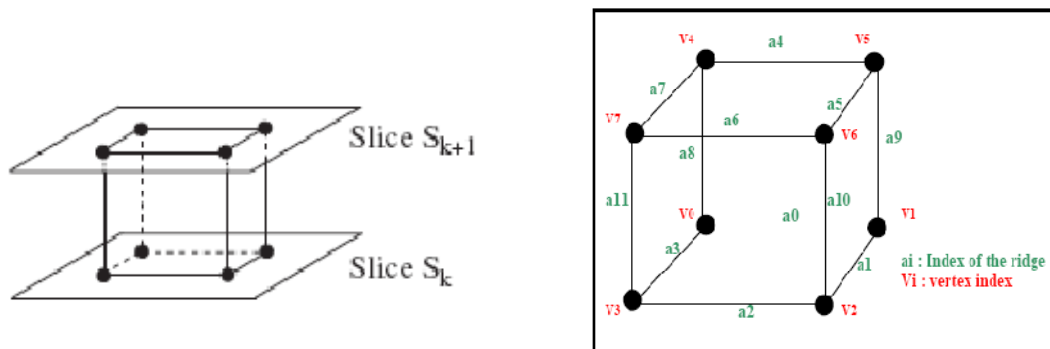


Figure 3.3 Illustration d'un cube formé par deux sommets et coupes successives (NEW06)

Figure 3.4 Indexation des arêtes (BOU14)

Etape2 :

Cette étape consiste à calculer les index des voxels en procédant à une segmentation binaire. On commence par choisir un seuil de densité (appelé isovaleur) et on parcourt l'espace cube par cube. Chaque sommet du cube V_i qui a une valeur égale ou supérieure à l'isovaleur est marqué à **1**. Les autres sommets sont marqués à **0**. (New06)

$$\begin{cases} 1 & \text{si } \text{intésité} \geq \text{isovaleur} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.1)$$

La sélection de l'isovaleur se fait d'une manière interactive et sans aucune orientation.

Etape3 :

L'élément de volume est un cube, nous avons donc 8 sommets, 12 arêtes et chaque sommet peut prendre 2 états. On constate alors qu'il existe $2^8=256$ configurations

possibles (NEW06). Grâce à des symétries de rotation et inversion des points internes/externes, on peut se ramener à 15 configurations de base. Les 15 cas de base sont représentés sur la figure ci-dessous et chaque sommet en noir indique un point interne (KAL15)

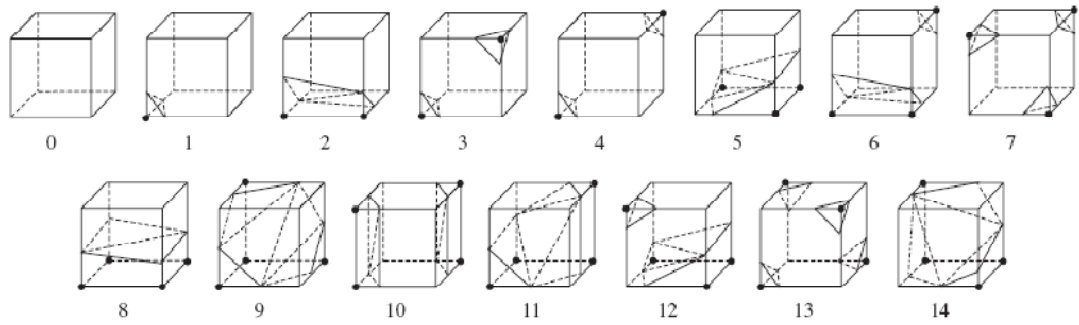


Figure 3.5 Les 15 cas de base dans l'algorithme des Marching Cubes (NEW06).

Etape 4 :

On place chaque sommet d'un triangle au milieu de l'arrête sur laquelle il se trouve. Cela pourra être réalisé en créant un index pour chaque cube en fonction de ses sommets. Cet index est un octet dont chaque bit est associé à un sommet:

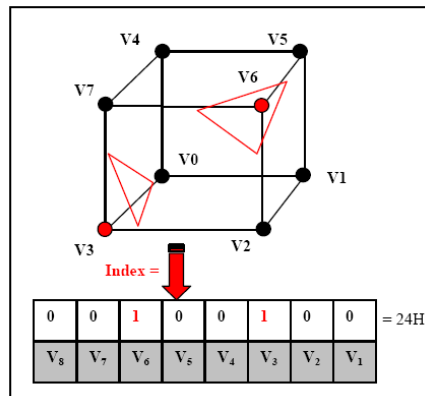


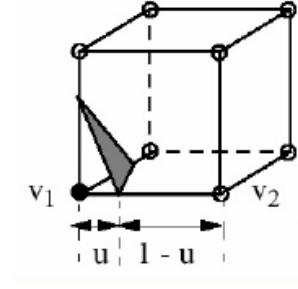
Figure 3.6 Exemple de création d'un index (BOU14)

Cet index est utilisé pour déterminer les arrêtes intersectées par la surface et interpoler la l'intersection de surface le long des arrêtes par une interpolation linéaire.

$$v_i = v_1 * (1 - u) + v_2 * u \quad (3.2)$$

Tel que :

$$u = \frac{v_1 - v_i}{v_1 - v_2} \quad (3.3)$$



L'algorithme des Marching Cubes calcule par la suite les normales de chaque sommet du cube qui seront utilisées pour le rendu volumique :

$$G_x(i, j, k) = \frac{D(i+1, j, k) - D(i-1, j, k)}{\Delta_x} \quad (3.4)$$

$$G_y(i, j, k) = \frac{D(i, j+1, k) - D(i, j-1, k)}{\Delta_y} \quad (3.5)$$

$$G_z(i, j, k) = \frac{D(i, j, k+1) - D(i, j, k-1)}{\Delta_z} \quad (3.6)$$

L'interpolation des normales pour chaque sommet du triangle se fait suivant la formule suivante :

$$\vec{n}_1 = u\vec{g}_2 + (1 - u)\vec{g}_1 \quad (3.7)$$

3.4 Discussion des Marching Cubes

Depuis son apparition, l'algorithme des Marching cubes est largement utilisé pour extraire des isosurfaces à partir d'un ensemble de données volumétrique. Cela est dû au fait qu'il permet de très bonnes approximations de la surface à reconstruire.

Cet algorithme présente quelques limites qui peuvent être classées en deux catégories : Limites dues au temps d'exécution et limites dues à la qualité des volumes reconstruits.

Plusieurs travaux ont été proposés afin d'accélérer l'algorithme des Marching Cubes, on peut citer sur ce contexte le travail de Smistad et all (**SMI15**) et de Dayken et Gernot (**DAY07**) qui proposent d'accélérer l'algorithme des Marching Cubes en l'exécutant sur les CPUs et GPUs conjointement et ce, par l'utilisation des pyramides de l'histogramme. Vinicius et all (**VIN12**) proposent une méthode d'accélération de

l'algorithme des Marching Cubes en séparant entre les tâches qui peuvent être exécuté dans le CPU et ceux qui peuvent être exécutées dans le GPU en employant 4 structures de données : k-d tree, interval tree, Quadtree et Octree. Le travail présenté par P. Andersson et S. Johansson (**ANS12**) vise à implémenter une hybridation entre l'algorithme des Marching Cubes et les height maps pour rendre les terrains. Les tests effectués ont montré que cette hybridation s'adapte bien à la solution real-time sur les GPU (cartes graphiques) et les CPU (Unités Centrales de traitement). Un autre travail réalisé par G. Johansson et H. Carr (**JOH06**) propose d'accélérer l'extraction de l'isosurface par l'algorithme des Marching Cubes à l'aide du matériel graphique (GPU) en stockant les cas des Marching Cubes sur les GPU et en interpolant les sommets à l'aide d'un programme de vertex. Ce travail utilise également les Kd-tree et l'arbre des intervalles pour le pré-calcul des cas. Nous pouvons trouver sur la littérature plusieurs d'autres travaux qui se sont focalisés sur l'accélération des Marching Cubes.

Une autre catégorie de chercheurs s'est intéressée à l'amélioration de la qualité visuelle des volumes reconstruits par les Marching Cubes. En effet, ces chercheurs présentent quelques défauts dûs aux limites de l'algorithme des Marching Cubes lui-même.

L'algorithme des Marching Cubes utilise une table de cas, réduite de 256 cas à 15 cas, en considérant l'effet des rotations et de la symétrie. Cette réduction du nombre des cas induit parfois des erreurs de reconstruction qui affectent la qualité visuelle du volume reconstruit. Parmi ces erreurs, on peut citer l'ambiguïté dans le choix du cas de connexion des intersections de la surface avec les arêtes du cube (figure3.7) où le cas de création des trous (holes) ou de fausses surfaces (figure3.8).

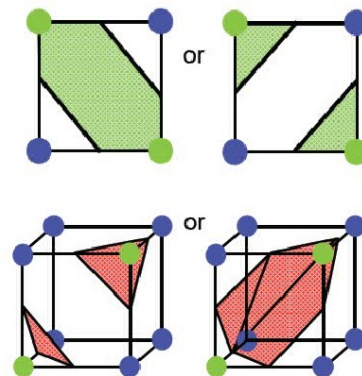


Figure 3.7 Ambiguïté de connexion

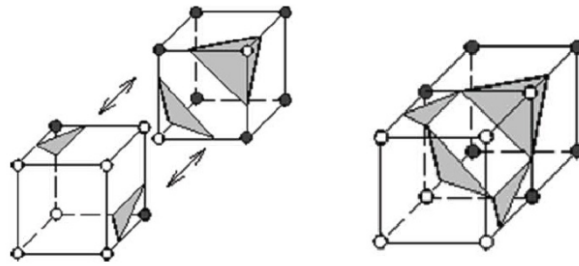


Figure 3.8 Création de trous (holes) des intersections de la surface avec les arrêtes

La solution proposée pour soulever ces problèmes est d'utiliser une table de cas plus étendue (**HEG07**, **RAM08**, **CUS13**). Brakhage (**BRA09**) et contrairement aux autres travaux a proposé de réduire la table des cas pour réduire les ambiguïtés.

D'autres travaux se sont intéressés également à l'amélioration de la qualité visuelle des volumes reconstruits par l'algorithme des Marching Cubes, en agissant sur la qualité des triangles engendrés, comme le travail présenté par T. Lewiner et all (**LEW03**) qui ont introduit une mise en œuvre complète de la technique de Chernyeev pour assurer un résultat topologique correct. Carlos A. Dietrich et all dans (**DIE08**) ont proposé en plus de la modification du maillage résultant, une méthode qui permet de modifier la grille qu'utilise l'algorithme des Marching Cubes. L.P. Kobbelt et all (**KOB01**) ont présenté une technique pour extraire un maillage de triangles de bonne qualité pour la géométrie des objets par l'utilisation d'une représentation améliorée du champ de distance et un algorithme des Marching Cubes étendu. H. Theisel (**THE02**) a étudié les contours exacts d'un champ scalaire trilinéaire par morceau. Il a montré comment représenter ces contours exactement comme des surfaces parées de triangles cubiques rationnels de Bézier. L'algorithme des Marching Cubes proposé dans (**SIL09**) évoque le problème des petits triangles et leur impact sur la qualité du volume reconstruit. Il élimine les triangles de petites tailles en proposant une nouvelle table de cas de l'algorithme des Marching Cubes. Les résultats obtenus ont montré une amélioration dans l'ensemble de triangle générés.

L'algorithme des Marching Cubes est basé sur une segmentation binaire, réalisée par le choix d'une isovaleur, pour séparer l'objet à reconstruire du fond de l'image. Plusieurs

travaux ont proposé une amélioration de l'algorithme des Marching Cubes en agissant sur cette phase : Pöthkow et al dans **(KAI11)**, ont présenté un algorithme des Marching Cubes probabiliste pour la visualisation des isosurfaces dans des champs scalaires incertains. L'incertitude est modélisée par des champs aléatoires discrets en utilisant une distribution gaussienne. Il prend également en compte un espace arbitraire de corrélations à partir des distributions conjointes des variables aléatoires associées aux emplacements des échantillons. Cet article revisite le calcul et la visualisation des isocontours dans des champs scalaires probabiliste. Il modélise l'incertitude par des champs aléatoires discrets et, contrairement aux autres méthodes, prend également en compte un espace arbitraire de corrélations à partir des distributions conjointes des variables aléatoires associées aux emplacements des échantillons. Il calcule les intégrales pour chaque cellule dans la grille d'échantillonnage en utilisant une méthode de Monte Carlo. Cette méthode est appliquée en 2D et 3D pour des données synthétiques et réelles à partir de simulations d'ensemble de données climatiques, illustrent l'influence des corrélations spatiales sur la répartition spatiale des isocontours incertains.

Yanyan He et al dans leur travail présenté dans **(YAN15)** ont ouvert la discussion sur l'utilisation de la théorie des mesures floues pour l'extraction de l'isocontour/l'isosurface dans le domaine de la visualisation de l'incertitude. Ce travail a proposé un algorithme des Marching Cubes incertain dans le cadre de la théorie de la possibilité appelé Possibilistic Marching Cubes. L'algorithme proposé utilise deux mesures : possibilité et nécessité pour représenter l'incertain dans l'emplacement spatial de l'isocontour / isosurface qui se propage de l'incertitude dans les ensembles de données. En plus, une nouvelle méthode paramétrique de la construction de la distribution de possibilité marginale est proposée de sorte que l'incertain épistémique dû à la taille limitée de l'ensemble est considéré.

S. Liu et J. Peng **(LIU15)** ont proposé d'utiliser une segmentation par croissance de région au lieu de la segmentation binaire, de modifier le point d'intersection de la surface avec le cube (considérer le milieu des arêtes) et d'éliminer ainsi les ambiguïtés.

Pour la reconstruction 3D, la plupart des données biologiques nécessitent un ajustement local de l'isovaleur en raison des variations dans la valeur aux limites donnée par le matériel. Cela devient nécessaire pour la segmentation des structures de branche

anatomiques de dimension fractale élevée. Ce problème est abordé par le travail présenté dans **(MAT05)** où les auteurs proposent une approche automatique de segmentation en utilisant des isovaleurs localement variées. Cette méthode est sensible au bruit et peut détecter même les segments de petite taille. La surface résultante est appelée "surface métasurface". L'extraction de la métasurface repose sur l'identification de l'information structurelle et la détection des segments, ce qui permet une détermination locale de l'isovaleur et une extraction d'isosurface locale. L'approche proposée mélange les contours correspondant aux différentes isovaleurs.

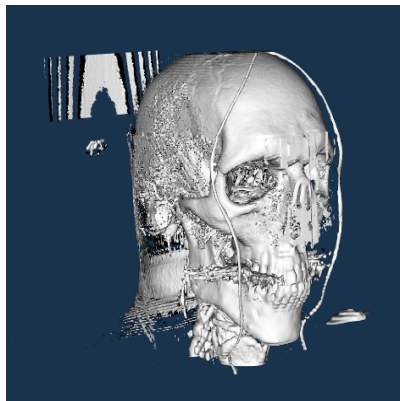
Hans-Christian Hege et al **(HEG97)** ont proposé un algorithme des Marching Cubes basé sur une segmentation non binaire pour le calcul de l'isosurface. Cette approche définit un nombre spécifique de classes où chaque sommet du cube peut appartenir à l'une d'elle et propose une méthode automatique pour la recherche de la surface de la surface calculée. Cette méthode a donné des volumes de meilleure qualité que ceux obtenus par l'algorithme des Marching cubes classique.

Michael Glanznig et al **(GLA09)** ont présenté un algorithme des Marching cubes adaptatif. Ils ont proposé d'utiliser une isovaleur pour chaque sommet du cube (un champ d'isovaleur) au lieu de définir une isovaleur globale pour tous les sommets et modifie ainsi le processus d'identification des cas de l'algorithme. Cette adaptation a permis de corriger les bruits; les dérivées de contraste; les variations de densité locales et d'autres artefacts.

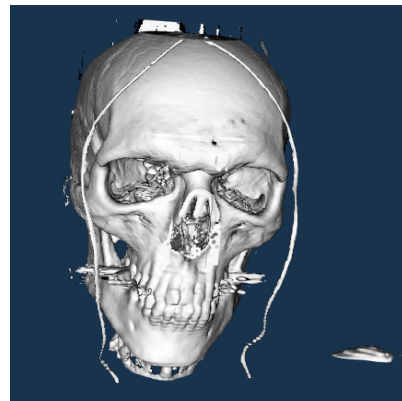
Sudanthi et Ioanna **(SUD13)** ont proposé un algorithme des Marching Cubes adaptatif pour la simulation de suppression de matériaux à partir de données volumiques segmentées. Cette méthode est une modification de l'algorithme des Marching Cubes original pour le rendre plus approprié pour une utilisation dans des applications de simulation qui contiennent des tâches de suppression de matériaux. Cette méthode introduit l'utilisation d'un intervalle des isovaleurs à la place de l'isovaleur traditionnelle (seuil). Un autre avantage d'utilisation de l'intervalle des isovaleurs est que plusieurs segments peuvent être rendus avec les mêmes propriétés visuelles tout en conservant des propriétés haptiques distinctes. La méthode proposée est bien adaptée pour les applications impliquant la visualisation et la modification de la segmentation des volumes en temps réel.

3.5 Exemple de reconstruction

Nous avons réalisé une reconstruction 3D par l'algorithme des Marching Cubes de 4 bases d'images de type DICOM (Chap 1 section 1.3). Nous allons montré ci-dessous la reconstruction d'une base formée de 350 images de format DICOM de la tête de taille 512 X 512, en utilisant des isovaleurs différentes.



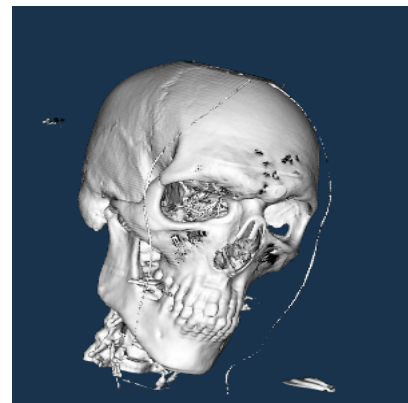
(a) isovaleurs= 70



(b) isovaleurs= 120



(c) isovaleurs= 150



(d) isovaleurs= 250

Figure 3.9 Volumes obtenus avec différentes isovaleurs

Nous pouvons constater que la qualité des volumes reconstruits diffère suivant la valeur de l'isovaleur choisie.

4. Bilan et conclusion

Depuis son apparition et vue son importance, l'algorithme des Marching Cubes a suscité beaucoup d'intérêt. Les chercheurs se sont focalisés sur l'extension et l'amélioration de l'algorithme de base, de résoudre ses ambiguïtés et d'améliorer ses performances.

L'algorithme des Marching cubes est basé essentiellement sur une segmentation binaire qui nécessite l'estimation d'une isovaleur pour déterminer d'une façon directe la surface à reconstruire, une estimation réalisée d'une manière interactive : pour ce faire, l'utilisateur effectue plusieurs tests, compare les résultats obtenus et décide de la meilleur isovaleur à adopter suivant la qualité des volumes obtenus.

L'estimation au préalable et sans aucune contrainte de l'isovaleur n'est pas optimale et rend l'algorithme Marching Cubes supervisé c'est-à-dire piloter par l'utilisateur. Il peut être également inefficace dans les images bruitées ce qui engendre des erreurs d'estimation d'un côté et d'un autre côté, cette opération peut être couteuse en temps de calcul lors des tests multiples. Cette manière de choisir l'isovaleur n'est pas optimale et la sélection optimale de cette dernière peut être difficile (**PRE14**).

La définition de l'isovaleur de manière plus exacte s'avère donc nécessaire et impérative. La solution la plus adoptée pour le choix de l'isovaleur est celle qui fait recourt à l'histogramme de l'image. Cette solution propose de choisir les pics de l'histogramme ou les maximas locaux mais cette solution n'assure pas que toutes les structures soient incluent dans l'isosurface. Pour cela, les chercheurs proposent de prendre une valeur légèrement au dessous du pic, une solution qui reste toujours dans l'interactive.

Afin de remédier à ce problème, il est nécessaire donc de sélectionner l'isovaleur d'une manière automatique.

4. Marching Cubes automatique pour améliorer la reconstruction 3D des images médicales

4.1 Motivations et contributions

L'estimation interactive et sans aucune contrainte de l'isovaleur n'est pas optimale et rend l'algorithme des Marching Cubes supervisé, c'est-à-dire piloter par l'utilisateur. En effet, avec le choix d'une petite valeur on obtient des faux positifs, c'est-à-dire, le volume reconstruit induit des points qui ne font pas partie de l'objet d'intérêt, il s'agit généralement du bruit ou des structures d'une autre nature qui ont un niveaux de gris proche de celui de l'objet d'intérêt. Aussi, le choix d'une isovaleur plus au moins élevée induit à de faux négatifs. C'est-à-dire, certains éléments de l'objet d'intérêt peuvent ne pas apparaître ou que partiellement.

Ce choix interactif peut être également inefficace dans les images bruitées, ce qui engendre des erreurs d'estimation d'un coté, et d'un autre coté, cette opération peut être couteuse en temps de calcul lors des tests multiples.

Généralement, les chercheurs considèrent une valeur légèrement au dessous d'un pic de l'histogramme comme la valeur de l'isovaleur. Avec cette solution on reste toujours dans l'interactive.

Pour remédier à ce problème, nous proposons alors une amélioration de l'algorithme des Marching Cubes afin que la sélection de l'isovaleur soit fondée sur l'étude de la dynamique des images à manipuler et en fonction de la distribution des pixels de l'image.

Cette amélioration se fait au niveau de la segmentation binaire et vise à automatiser l'estimation de l'isovaleur et ce, en faisant recours aux méthodes de seuillage automatiques qui ont montré leur performance dans la sélection des seuils (**FEK00**).

4.2 Marching Cubes automatique

Pour réaliser la reconstruction 3D par l'algorithme des Marching Cubes, on commence par extraire l'isosurface suivant une valeur ou un seuil (l'isovaleur) déterminée par l'utilisateur pour reconstruire par la suite le volume à visualiser. Si la qualité de ce volume est jugée de qualité médiocre, l'utilisateur définira une autre valeur (isovaleur) et recommencera le processus de la reconstruction 3D et ainsi de suite jusqu'à obtenir le meilleur volume (figure 4.1)

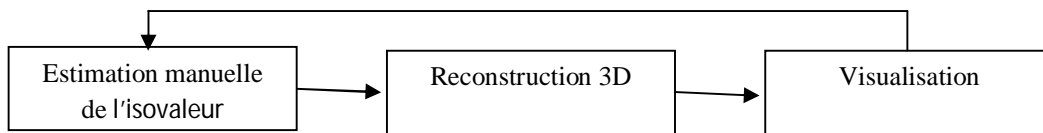


Figure 4.1 Schéma général des Marching cubes

Ce processus rend l'algorithme des Marching Cubes plus long et dépendant de l'utilisateur. Afin de remédier à ce problème, nous proposons d'automatiser le processus de sélection de l'isovaleur (Figure 4.2)

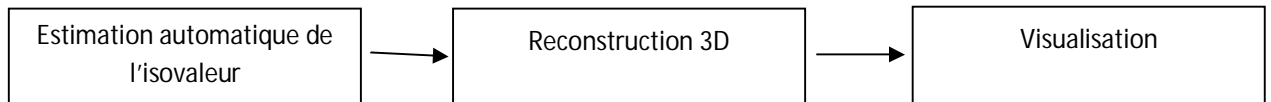


Figure 4.2 Schéma général des Marching cubes automatique

L'automatisation de l'estimation de l'isovaleur nécessite l'emploi des méthodes de seuillage automatiques. Ces méthodes ont montré leur performance dans la sélection automatique du seuil. Leurs avantages sont leur facilité de mise en œuvre et leur efficacité dans les systèmes temps réel. De plus, ces techniques sont basées sur l'étude de la distribution des niveaux de gris des pixels de l'image (étude de la dynamique).

L'algorithme des Marching Cubes automatique donc est une amélioration de l'algorithme des Marching Cubes classique. Ce dernier possède la particularité d'automatiser la sélection de l'isovaleur nécessaire pour la réalisation de la phase de la segmentation binaire.

L'algorithme des Marching Cubes automatique proposé se déroule en deux phases : l'estimation automatique de l'isovaleur et la reconstruction 3D des images.

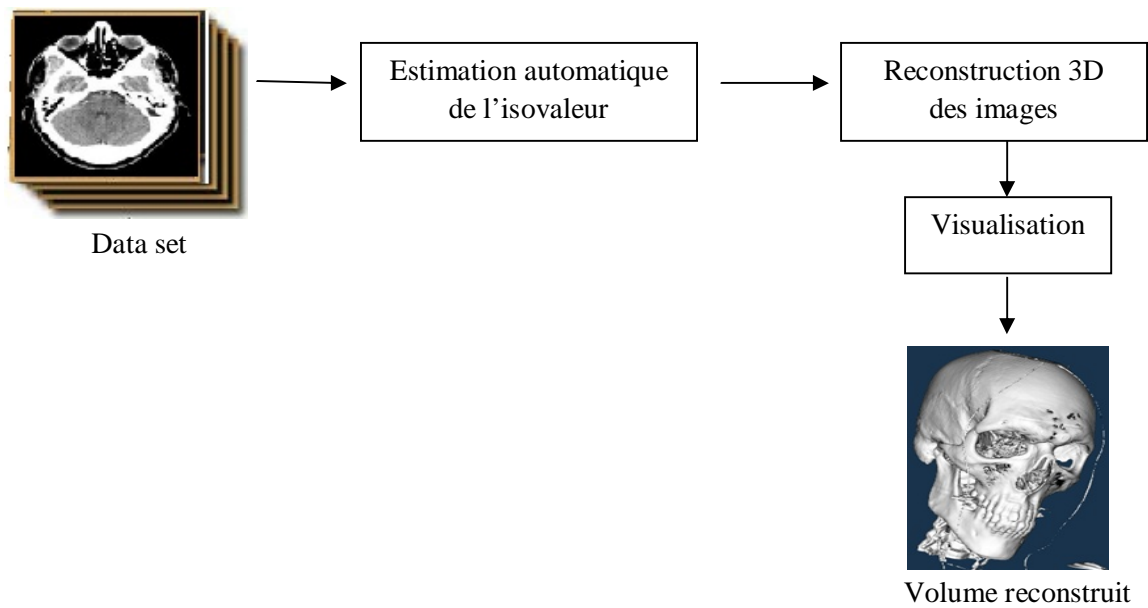


Figure 4.3 Schéma général proposé pour l'automatisation des Marching Cubes

4.2.1 Estimation automatique de l'isovaleur

L'automatisation de l'estimation de l'isovaleur nécessite l'emploi des méthodes de seuillage automatique. Il existe une multitude de méthodes de seuillage automatique. Le choix de la méthode appropriée nécessite une étude bibliographique.

Le seuillage est la technique la plus répandue pour extraire les objets du fond de l'image. Les avantages de cette technique sont sa facilité de mise en œuvre et son efficacité dans les systèmes en temps réel. **(MOA12)**

Cette technique se base sur l'étude de la distribution des niveaux de gris des pixels (étude de la dynamique) pour séparer les éléments d'une image et non pas uniquement sur l'intensité de niveaux de gris des éléments la constituant. Elle consiste à repérer les modes de l'histogramme (zones de forte densité) et rechercher les frontières entre ces modes dans les zones de faible densité.

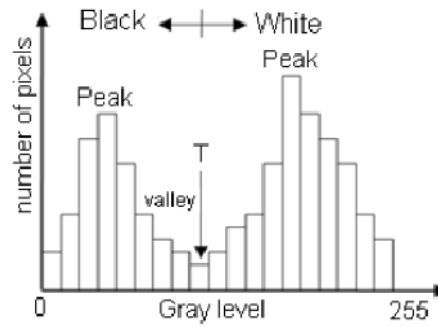


Figure 4.4 Histogramme des niveaux de gris d'une image bimodale, T est le seuil
(MOA12)

Les méthodes de seuillage peuvent être réparties en deux catégories selon qu'on définit un même seuil pour tous les pixels de l'image (seuillage globale) ou un seuil pour chaque pixel (seuillage local ou adaptatif). (**GAB08, VAL13**)

4.2.1.1 Types de seuillages

4.2.1.1.1 Seuillage Global

Dans ce type de seuillage, Le seuil est calculé sur l'image entière et est appliqué à tous les pixels de l'image. L'analyse de l'histogramme des niveaux de gris va permettre d'identifier le seuil (**GAB08**).

Son principe est simple :

Soit **p** un pixel et **V** une fonction définissant le niveau de gris et **S** un seuil :

$$V(p)=0 \text{ si } V(p) < S \quad , \quad V(p)=1 \text{ si } V(p) \geq S \quad (4.1)$$

Les méthodes de seuillage global reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image. L'histogramme est une courbe monodimensionnelle qui caractérise la distribution des niveaux de gris, il est décrit par une fonction monovariante discrète $h(i)$ ou $p(i)$ qui représente respectivement la fréquence ou la probabilité d'apparition du niveau de gris i ,

Tel que:

$$p(i) = \frac{h(i)}{N} \quad (4.2)$$

$h(i)$ étant le nombre de pixels ayant le niveau de gris i et N le nombre total de pixels dans l'image.

A partir de l'allure de l'histogramme, on peut déduire le nombre de classes ainsi que la position relative des seuils.

Le seuillage global est simple, rapide et intuitif, toutefois il ne donne pas de pixels contigus, et le bruit peut donner de faux éléments (**GAB08**).

Le seuillage global consiste à partitionner l'image en deux classes grâce à un seuil optimal qui est calculé à partir d'une mesure globale sur toute l'image. L'histogramme est une mesure utilisée le plus souvent dans les méthodes de seuillage. Dans ce cas, le seuil attendu est celui qui correspond à la vallée de l'histogramme, celui qui distingue le plus possible les deux classes : fond et objet.

4.2.1.1.2 Seuillage local ou adaptatif

Dans ce type de seuillage, un seuil est calculé autour de chaque pixel de l'image. Son principe est d'utiliser une étude localisée autour du pixel pour déterminer quel seuil utiliser.

Pour réaliser cette étude locale, les techniques utilisent une fenêtre d'étude centrée sur le pixel à étudier. Cette fenêtre peut avoir différentes tailles (**SEZ04**).

4.2.1.2 Critères d'évaluation du seuillage

Lors de la recherche automatique du seuil optimal, l'erreur est parfois inévitable.

La disparité entre l'image seuillée (seuil automatique) et l'image idéalement (correctement) seuillée, qui est le meilleur résultat attendu, peut être utilisée pour évaluer l'algorithme de seuillage (**NAS06**). Parmi les critères de mesure de la performance du seuillage on peut citer : (**SEZ04**, **NAS11**)

4.2.1.2.1 Erreur de classification (ME)

Elle reflète le pourcentage des pixels de fond affectés par erreur à l'objet, et inversement, les pixels de l'objet affectés par erreur au fond. Dans le cas de deux classes, ME peut être simplement exprimée comme :

$$ME = 1 - \frac{|C_{0Id} \cap C_{0k}| + |C_{1Id} \cap C_{1k}|}{|C_{0Id}| + |C_{1Id}|} \quad (4.3)$$

où C_{0Id} et C_{1Id} représentent, respectivement, les pixels de l'objet et du fond de l'image binaire idéale. C_{0k} et C_{1k} représentent, respectivement, les pixels des régions de l'objet et du fond dans l'image binarisée. $|\cdot|$ est utilisé pour désigner le cardinal d'ensemble.

4.2.1.2.2 Non uniformité de région (NU)

Ce critère ne nécessite pas d'information sur l'image binaire idéale. Il est défini comme :

$$NU = \frac{|C_{0k}|}{|C_{0k} + C_{1k}|} \frac{\sigma_0^2}{\sigma_T^2} \quad (4.4)$$

où σ_T^2 représente la variance de l'image totale, et σ_0^2 représente la variance de l'objet.

4.2.1.2.3 Erreur relative de la région d'objet

La comparaison des propriétés d'objet telles que la surface et la forme, telles obtenues de l'image segmentée avec l'image de référence est exprimée par la formule suivante :

$$RAE = \begin{cases} \frac{A_{Id} - A_k}{A_{Id}} & \text{Si } A_k < A_{Id} \\ \frac{A_k - A_{Id}}{A_k} & \text{Si } A_k \geq A_{Id} \end{cases} \quad (4.5)$$

où A_{Id} et A_k sont les surfaces des régions de l'objet dans l'image binaire de référence et l'image binarisée, respectivement.

4.2.1.2.4 Critère basé sur la forme de la région (SM)

Dans ce critère, on prend en considération le niveau gris et la forme d'une région segmentée pour concevoir un critère de qualité, et ce, afin de satisfaire l'intuition humaine sur une segmentation "idéale". Le critère SM peut être exprimé comme suit :

$$SM = 1 - \frac{\sum_{x,y} \text{sgn}(f(x,y) - \overline{f_w(x,y)}) \Delta(x,y) \text{sgn}(f(x,y) - k)}{C} \quad (4.6)$$

$$\text{où,} \quad \text{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

$f(x,y)_w$: est la moyenne des niveaux de gris du voisinage $W(x,y)$

C : le facteur de normalisation lié à la surface de la région et l'étendue de ses niveaux de gris.

$\Delta(x,y)$: est le gradient généralisé au pixel (x,y) et est calculé par la formule:

$$\Delta(x,y) = \left[\sum_{i=1}^4 D_i^2 + \sqrt{2} D_1 (D_3 + D_4) - \sqrt{2} D_2 (D_3 - D_4) \right]^{1/2} \quad (4.8)$$

$$\text{où} \quad \begin{cases} D_1 = f(x+1, y) - f(x-1, y) \\ D_2 = f(x, y-1) - f(x, y+1) \\ D_3 = f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) \\ D_4 = f(x+1, y-1) - f(x-1, y+1) \end{cases} \quad (4.9)$$

La mesure de forme estime un seuil tel que tous les points avec un gradient positif soient au dessus du seuil, et les points avec un gradient négatif soient au-dessous du seuil.

4.2.1.3 L'algorithme d'Otsu pour le seuillage automatique

4.2.1.3.1 Motivation

Pour la sélection automatique de l'isovaleur, nous avons opté pour une méthode de seuillage globale par ce qu'elle est moins couteuse en temps de calcul, d'un côté, et que d'un autre côté, elle fournit un seul seuil pour toute l'image (ce qui est de notre cas).

La sélection automatique d'un seuil optimal a fait couler beaucoup d'encre mais aucune méthode proposée n'est complètement robuste.

Nous avons procédé à une étude bibliographique des méthodes de seuillage automatiques globales. Nous avons conclu que l'algorithme d'Otsu est l'un des meilleurs algorithmes de sélection des seuils et est considéré comme la méthode de référence dans le domaine du seuillage d'histogramme (**MOA12**), et que le seuil sélectionné par cette méthode est très idéal et est relativement bon dans les performances dans tous les cas (**LIU12**).

Afin de confirmer notre conclusion, nous avons implémenté deux méthodes de seuillage à savoir : l'algorithme d'Otsu et l'algorithme de Kapur. Nous avons calculé par la suite l'erreur du Non Uniformité de région (NU) introduite dans la section (4.2.1.2.2) afin valider les résultats.

En premier lieu, voici un aperçu sur les deux méthodes utilisées :

4.2.1.3.2 Algorithme d'Otsu

✓ Principe

La méthode de seuillage par minimisation de variance ou la méthode d'Otsu. Elle utilise l'analyse discriminante pour séparer l'objet du fond. Elle effectue une analyse statistique sur les histogrammes (variance intra-classe et variance inter-classe) pour définir une fonction à maxi miser qui permette d'estimer le seuil (**GAB08**).

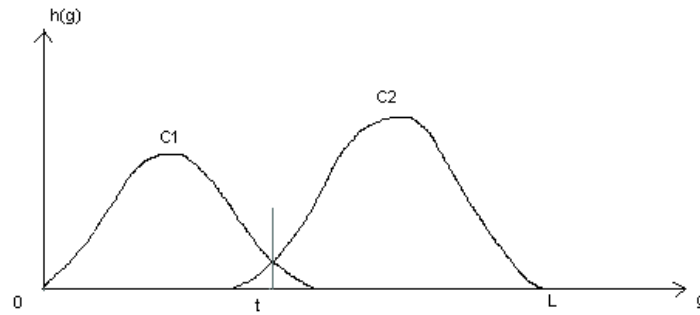


Figure 4.5 Principe de la méthode d'Otsu

✓ **Algorithme**

L'algorithme d'Otsu est simple d'implémentation (**BAN15**):

Etape1 : Calculer l'histogramme de l'image 2D.

Etape2 : Calculer les variances du fond et de l'objet (mesure de la propagation) pour un seul seuil.

- i) Calculer le poids des pixels de la classe objet et de la classe fond.
- ii) Calculer la moyenne des pixels de la classe objet et de la classe fond.
- iii) Calculer la variance de la classe objet et de la classe fond de l'image.

Etape3 : Calculer la variance interclasse.

L'algorithme d'Otsu essaye de trouver le seuil T qui sépare l'histogramme de façon optimale (**BAL16, MAK14**). Il essaye de minimiser la variance interclasse définie par :

$$\sigma_w^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (4.10)$$

Tel que t est le seuil, prend valeur entre 0 et 255.

La fonction de probabilité P est obtenue pour chaque valeur du pixel. Premièrement, on calcule l'histogramme de l'image puis une normalisation est effectuée afin de garantir qu'il suit une distribution de probabilité. Après cela, les valeurs de pixels sont divisées

en deux classes C_1 et C_2 par un seuil t , en utilisant la fonction de probabilité de classe $q_1(t)$ et $q_2(t)$:

$$q_2(t) = \sum_{i=t+1}^I p(i) \quad (4.11)$$

La classe C_1 représente les pixels dont le niveau d'intensité appartient à l'intervalle $[0, t]$ et la classe C_2 ceux qui appartiennent à l'intervalle $[t+1, I]$, tel que I est la valeur maximal d'intensité (généralement égale à 255).

Les moyennes $\mu_1(t)$ et $\mu_2(t)$ des classes C_1 et C_2 respectivement sont obtenues par :

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^t \frac{ip(i)}{q_1(t)} \quad \mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^I \frac{ip(i)}{q_2(t)} \quad (4.12)$$

Après, les variances $\sigma_1^2(t)$ et $\sigma_2^2(t)$ des classes C_1 et C_2 sont calculées :

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{p(i)}{q_1} \quad \sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^I [i - \mu_2(t)]^2 \frac{p(i)}{q_2} \quad (4.13)$$

$\sigma_1^2(t)$ et $\sigma_2^2(t)$ sont les variances pondérées des classes C_1 et C_2 respectivement que l'algorithme de Otsu essaye de minimiser.

Les étapes de l'algorithme d'Otsu sont détaillées dans l'algorithme suivant :

Algorithme Otsu

Début

q1=0; q2=0; μ1=0; μ2=0; sum1=0, sumμ=0, variance, Vmax=0 ;

Lecture image () ;

Calculer-histogramme () ;

Normaliser-histogramme ();

Pour (chaque valeur s de niveau de gris) faire

 sumμ= sumμ +(s*histN[s]);

Fin pour

Pour (chaque valeur i de niveau de gris) faire

 q1 = q1+ histN[i];

 sum1 =sum1 + i*histN[i];

 μ1=sum1/q1;

 q2=1-q1;

 μ2=(sumμ-sum1)/q2;

 variance = q1*q2*pow((μ1-μ2),2);

 Si (variance >= Vmax) alors

 Vmax = variance;

 Seuil = i;

 Fin si

Fin pour

Fin

4.2.1.3.3 Algorithme de Kapur

La méthode de Kapur est considérée comme une extension de la méthode de Pun [Pun80]. A la déference de cette dernière, la méthode de Kapur prend en compte la distribution de probabilité de l'objet P_t et la distribution de probabilité du fond ($1 - P_t$) dans la détermination de l'entropie de division. Le seuil de binarisation S est choisi dont la valeur $H=H_{\text{objet}}+H_{\text{fond}}$ soit maximale. **(KER97)**

$$H_{\text{fond}}(S) = - \sum_{i=0}^s \frac{p_i}{p_s} \ln \left(\frac{p_i}{p_s} \right) \quad (4.14)$$

$$H_{\text{objet}}(S) = - \sum_{i=s+1}^{NG-1} \frac{p_i}{1-p_s} \ln \left(\frac{p_i}{1-p_s} \right) \quad (4.15)$$

Tel que: S est la valeur du seuil,

$$p_s = \sum_{i=0}^s p_i \quad (4.16)$$

Afin d'en choisir la meilleur méthode, nous avons procédé à la mise en œuvre de la méthode de Otsu et celle de Kapur, comparer les résultats du seuillage obtenus en calculant l'erreur (NU) obtenue par chaque méthode. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau ci-dessus :

Tableau 4.1 Evaluation des méthodes de seuillage automatique

Méthodes	Image 1		Image 2		Image 3		Image 4	
	<i>Otsu</i>	<i>Kapur</i>	<i>Otsu</i>	<i>Kapur</i>	<i>Otsu</i>	<i>Kapur</i>	<i>Otsu</i>	<i>Kapur</i>
L'erreur NU	0	0.12	$7.8 \cdot 10^{-6}$	$2.6 \cdot 10^{-2}$	0	$1.57 \cdot 10^{-1}$	$8.29 \cdot 10^{-6}$	$4.74 \cdot 10^{-2}$

Les résultats obtenus ont confirmé notre conclusion. En effet, la méthode d'Otsu (Maximization of interclass variance).est le meilleur algorithme pour l'estimation automatique d'un seuil.

4.2.1.4 Conversion DICOM / JPEG

Nous avons vu dans le chapitre 1, que le format DICOM est composé d'informations de type divers dans son en-tête, suivies par les données brutes. Plusieurs travaux ont vu la nécessité de convertir ces images vers d'autres types afin de faciliter leur manipulation (exemple : travail de B.Erem et N. Dedual) (**ERM09**). Pour l'estimation automatique de l'isovaleur par l'algorithme d'Otsu, nous avons convertis nos images en type JPEG par un convertisseur en ligne. Les informations qui sont perdues lors de la conversion sont ceux relatives aux données personnelles du patient et de l'appareil d'acquisition, seules les données images sont conservées.

L'algorithme d'Otsu lit une image et cherche par la suite le seuil idéal. Or dans notre cas on cherche un seuil idéal pour une dataset formée de plusieurs images.

Nous proposons donc d'appliquer l'algorithme d'Otsu pour toutes les images du dataset. Cela conduit à une isovaleur appropriée pour chaque image. Dans ce cas la, nous aurons

à faire à un ensemble d'isovaleur, et nous pouvons poser la question suivante : parmi toutes ces valeurs, laquelle peut on adopter ?

Pour répondre à cette question, nous proposons de calculer les valeurs moyennes, minimum et maximum de toutes les valeurs retrouvées, et nous procéderons à l'évaluation de la qualité du seuillage de plusieurs images (échantillons) en considérant ces trois valeurs.

L'erreur commise par ces trois valeurs est calculée en utilisant la non uniformité de région (NU) définit dans le paragraphe 4.2.1.2.2 de ce chapitre du faite que ce critère ne nécessite pas d'information sur l'image binaire idéale. Les étapes suivies pour le calcul de l'erreur de seuillage sont détaillées dans l'algorithme suivant:

Algorithme calcul_erreur

Début

1. Pour chaque valeur du seuil (Min, Max et moyenne) faire
 - 1.1 Pour chaque image de l'ensemble des échantillons faire
 - Calculer l'image binaire.
 - Calculer l'erreur du Non Uniformité de région (NU).
 - fin pour
 - 1.2 Calculer la moyenne des valeurs NU.
 - fin pour
2. Comparer les valeurs de la moyenne obtenues à partir de chaque valeur du seuil.
3. Considérer parmi les trois valeurs de seuil (Min, Max et Moyenne) celle qui présente une erreur minimale.

fin.

4.2.2 Marching Cubes automatique

Après avoir estimé l'isovaleur d'une manière automatique dans la première phase, nous passons à la reconstruction 3D dans la deuxième phase par l'algorithme des Marching Cubes.

Algorithme Marching Cubes

Début

Pour chaque voxel (cube) du volume des données faire

1. Calculer l'index des voxels, en comparant les valeurs de densité des 8 sommets de cube avec l'isovaleur
2. En utilisant l'index calculé, vérifiez la liste des bords d'une table de recherche
3. En utilisant les valeurs scalaires dans chaque sommet du bord, trouver les intersections de bord de surface par interpolation linéaire
4. Calculer une normale dans chaque sommet de cube et interpoler la normale à chaque sommet de triangle

Fin pour,

Retourner des triangles et des normales

Fin.

Le schéma général de l'algorithme des Marching Cubes automatique proposé est illustré par la figure 4.7 :

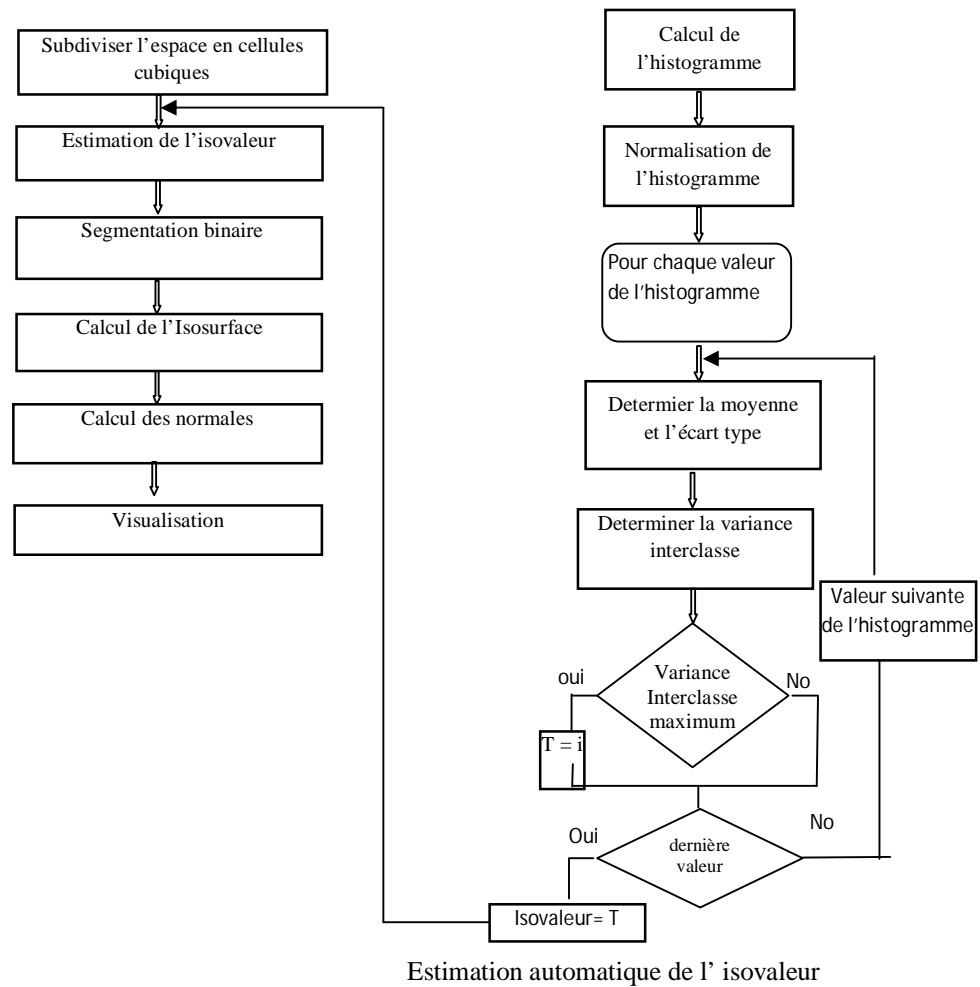


Figure 4. 6 Schéma détaillé de l'algorithme proposé

4.3 Rendu volumique direct pour la visualisation volumique

L'algorithme des Marching cubes est un algorithme de reconstruction 3D surfacique, pour une reconstruction 3D volumique nous avons opté pour l'algorithme du ray casting.

L'architecture détaillée de cet algorithme peut être schématisée comme suit :

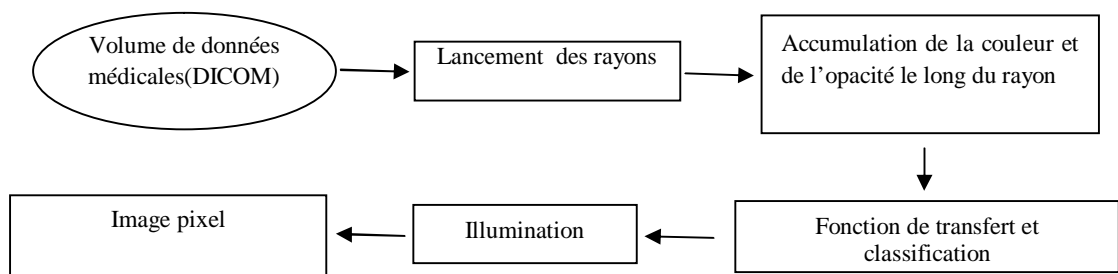
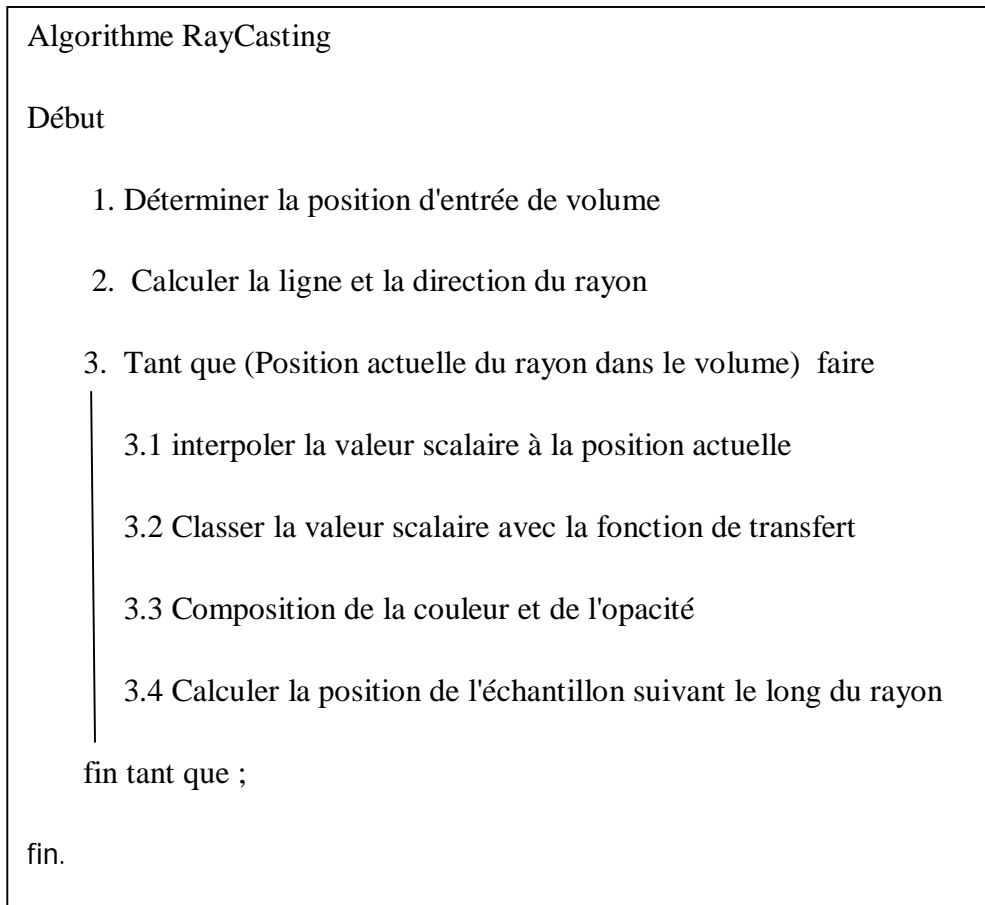


Figure 4.7 L'architecture détaillée du Ray Casting

L'algorithme du Lancer de rayon est décrit comme suit :



Pour chaque pixel, la première étape consiste à calculer le point d'intersection entre le rayon et le volume. Si le rayon n'intersecte pas le volume, le pixel est défini sur la couleur de fond. S'il y a une intersection, alors l'étape suivante consiste à extraire l'intensité interpolée du voxel au point d'intersection. L'intensité est ensuite convertie en une valeur RVB en utilisant une fonction de transfert de couleur. La valeur RGB est combinée avec une opacité de 1,0 pour produire la valeur RGBA finale du pixel. On effectue par la suite le ré-échantillonnage ou composition de la couleur et de l'opacité

4.4 Visualization ToolKit :

De nombreux systèmes et logiciels sont utilisés dans la modélisation et la visualisation 3D. Visualization Toolkit (VTK) est une plate forme open source (bibliothèque portable de visualisation de données scientifiques), disponible gratuitement pour l'infographie 3D, le traitement d'image et la visualisation. Elle est utilisée par des milliers de chercheurs et de développeurs dans le monde entier. VTK est constitué d'une bibliothèque de classes C++ et de plusieurs couches d'interface interprétées, notamment Tcl / Tk, Java et Python. Le support professionnel et les produits pour VTK sont fournis par Kitware, Inc. La conception et la mise en œuvre de la bibliothèque ont été fortement influencées par des principes orientés objet (NAB08).

Visualization toolkit est utilisée comme base solide pour de nombreux systèmes de visualisation.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré en détail l'architecture de la méthode proposée. Nous avons hybridé entre l'algorithme des Marching Cubes et l'algorithme d'Otsu pour l'automatisation de la sélection de l'isovaleur afin d'améliorer la reconstruction 3D des images médicale. Nous allons montrer dans le chapitre suivant l'efficacité de la méthode proposée à travers les résultats obtenus.

5. Validation, Résultats et Evaluation

5.1 Introduction

Dans le présent chapitre, nous allons valider l'efficacité de l'algorithme des Marching Cubes automatique que nous avons proposé.

5.2 Discussion des résultats

5.2.1 Données de validation

Pour la validation de la méthode proposée, nous utilisons trois bases de données, chacune constituée d'une série d'images DICOM axiales de la tête CT, de la cheville, du bassin et du pied (résolution: 512 X 512, échantillons par pixel: 1, espacement des pixels: 1,00 / 1,00, épaisseur de tranche: 1).

Tableau 5.1 Tableau récapitulatif des caractéristiques des images utilisées

	Taille	Nombre coupes	Représentation
Base 1	512 X 512	246	Tête
Base 2	512 X 512	350	jambe
Base 3	512 X 512	252	Pied/ Cheville

5.2.2 Estimation automatique de l'isovaleur

La première étape de notre méthode consiste à estimer l'isovaleur automatique. Cette étape est réalisée en utilisant l'algorithme de maximisation de la variance interclasse d'Otsu. Cependant, nous devons manipuler non pas une seule image mais une série d'images, chacune a sa propre isovaleur. Nous nous sommes retrouvés avec un ensemble d'isovaleurs. Afin de choisir une seule isovaleur, nous avons réalisé une étude pour évaluer la qualité de la segmentation binaire des ensembles d'images en considérant la moyenne, le minimum et le maximum de l'ensemble des isovaleurs obtenues.

L'évaluation est réalisée par la Mesure d'uniformité de région (NU).

L'erreur NU est calculée au hasard sur un échantillon d'images sélectionnées à partir des trois bases d'images utilisées, le tableau suivants illustre les résultats obtenus:

Tableau 5.2 Evaluation de la segmentation binaire

NU	Base1	Base2	Base3
Max	0.009327	0.019632	0.001619
Min	0.033806	0.107850	0.030755
Moyenne	0.011184	0.047576	0.015830

Nous avons observé que le seuillage le plus performant est obtenu en considérant la valeur maximale de tous les seuils et ce, pour les images des quatre jeux de données.

5.2.3 Marching Cubes automatique

Afin de mettre en évidence la méthode proposée, nous avons procédé pour un début à la reconstruction 3D par l'algorithme des Marching Cubes en initialisant l'isovaleur de manière interactive. En second lieu, nous avons effectué une reconstruction 3D en utilisant l'algorithme proposé (Marching Cubes automatique) et nous avons analysé et comparé les volumes obtenus.

5.2.3.1 Temps de reconstruction

Un aspect important lors de la comparaison de deux méthodes est le temps de génération de l'iso-surface. Le tableau VI.3 présente quelques résultats expérimentaux :

Tableau 5.3 Temps de reconstruction

Images		Temps (seconds)	
Nom	Taille	Isovaleur automatique	Isovalue interactive
CT-tête	512x512x350	6.95	7.70
Cheville	512x512x246	7.01	8.06
Pied	512x512x252	10.40	10.60

Nous observons que le temps d'exécution de l'algorithme des Marching Cubes automatique est inférieur à celui de l'algorithme des Marching Cubes classique.

5.2.3.2 Qualité des volumes obtenus

Nous avons également comparé la qualité des volumes obtenus par la méthode proposée et ceux obtenus par l'algorithme des Marching cubes classique. Pour cela, nous avons utilisé la comparaison de la vue côte à côte citée par Xuebin Xu (Xuebin, 2003).

Les résultats des figures suivantes sont obtenus par la reconstruction 3D de 350 images de tête CT.



Figure 5.1 Reconstruction 3D pour une isovaleur automatique (isovaleur=150)

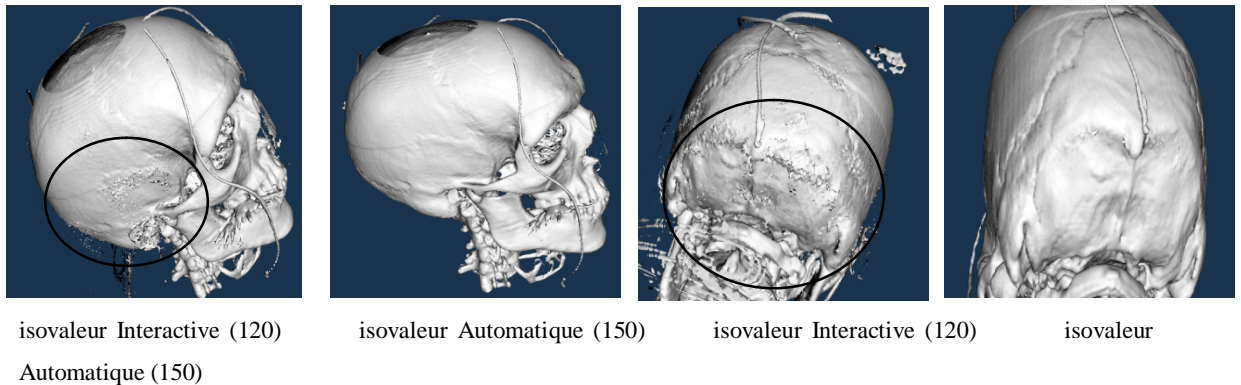


Figure 5.2 Bruit plus présent sur le volume reconstruit par une isovaleur interactive plus petite que l'isovaleur automatique

L'analyse des volumes reconstruits a révélé que les erreurs de reconstruction sont accentuées (plus présentes) lorsque l'isovaleur interactive est choisie de plus en plus petite que l'isovaleur automatique. Cela s'explique par l'augmentation du nombre de sommets qui n'appartient pas au volume et qui sont considérés par l'algorithme des Marching Cubes comme des sommets du volume.

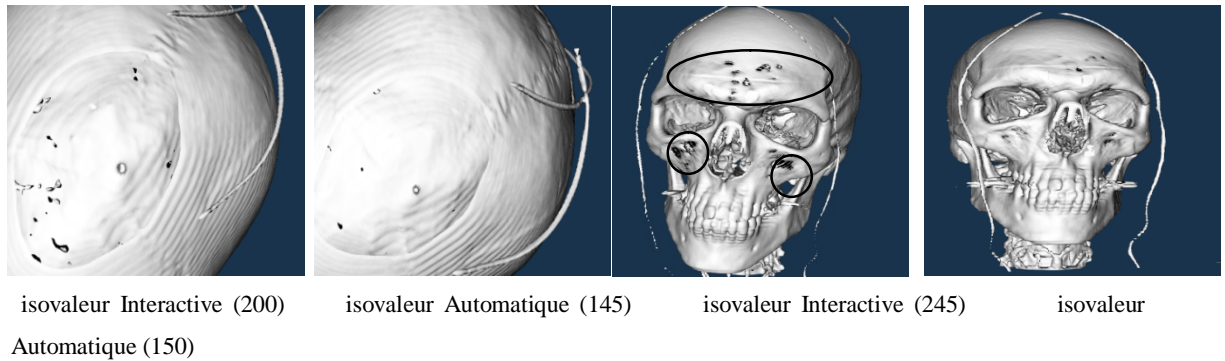


Figure 5.3 Présence des holes (trous) sur le volume reconstruit par l'isovaleur interactive supérieure à l'isovaleur automatique

Dans le cas du choix d'une isovaleur interactive supérieure à l'isovaleur automatique, on note la présence des trous alors que ces défauts sont moins présents dans les volumes reconstruits à partir de l'isovaleur automatique (figure 5.3).

Nous avons également constaté que les trous sont plus présents dans le cas du choix d'isovaleurs interactives de plus en plus supérieures à l'isovaleur automatique. Ceci est expliqué par le fait que le choix d'une isovaleur interactive supérieure induit la classification des sommets, dans le volume, comme hors du volume par l'algorithme des Marching Cubes.

Il est à noter que nos volumes ont été obtenus à partir d'une seule reconstruction alors qu'avec une connaissance préalable de l'image, et après avoir réalisé plusieurs reconstructions, nous n'avons pas pu tomber sur l'isovaleur optimale, ce qui nous permet d'obtenir des volumes de meilleure qualité car la probabilité de choisir la même isovaleur calculée automatiquement est égale à $1/256$, soit 0,4%, ce qui est une probabilité plutôt faible.

La méthode proposée permet donc un gain de temps considérable même avec la prise en compte du temps de calcul de l'isovaleur automatique qui est de quelques secondes.

Il convient également de noter que les volumes obtenus par l'algorithme des Marching Cubes automatique sont de la même taille que ceux obtenus par l'algorithme des Marching Cubes classique.

Nous pouvons également observer les mêmes erreurs de reconstruction dans les autres images de la base de données utilisés pour la validation de la méthode proposée:

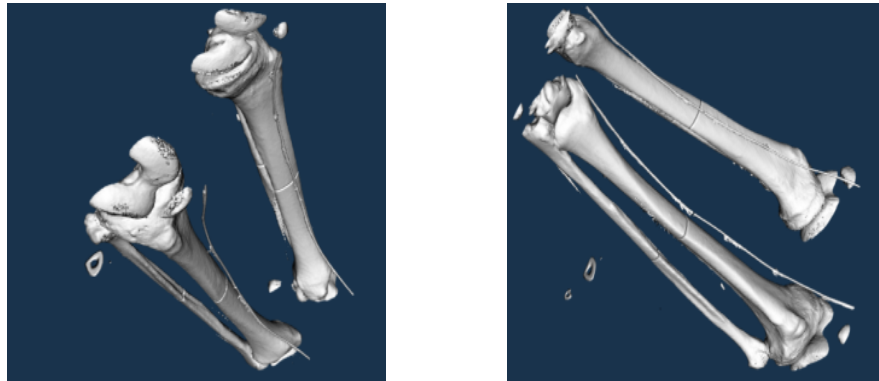


Figure 5.4 Reconstruction 3D par une isovaleur automatique

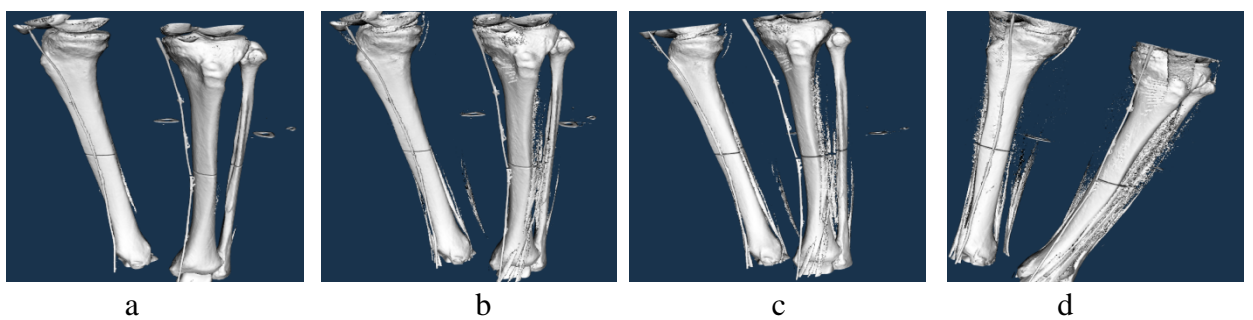
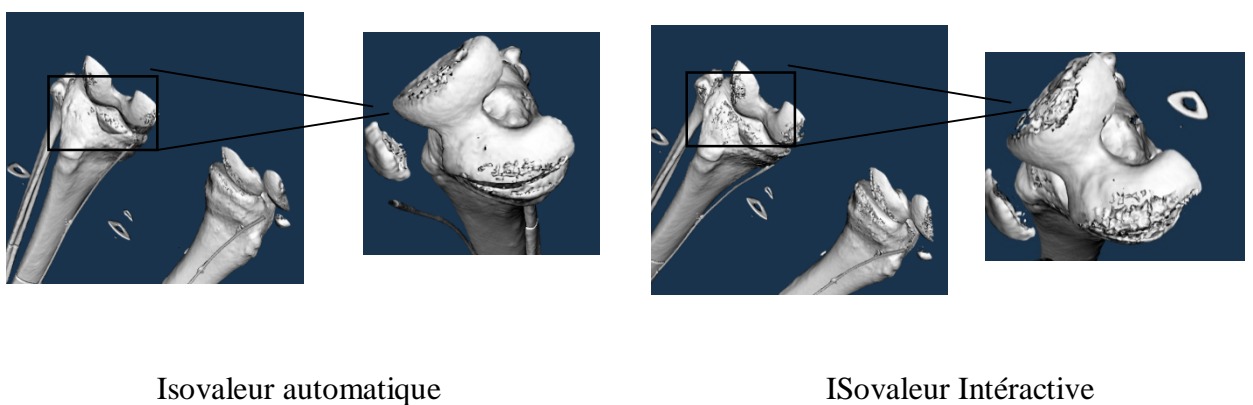


Figure 5.5 Reconstruction 3D de dataset 2 par une isovaleur automatique (a) et isovaleur interactive (b, c, d) inférieure à l'isovaleur automatique (présence de bruits)



Isovaleur automatique

ISovaleur Interactive

Figure 5.6 Reconstruction 3D du dataset 2 par une isovaleur interactive supérieure à l'isovaleur automatique (présence des holes)

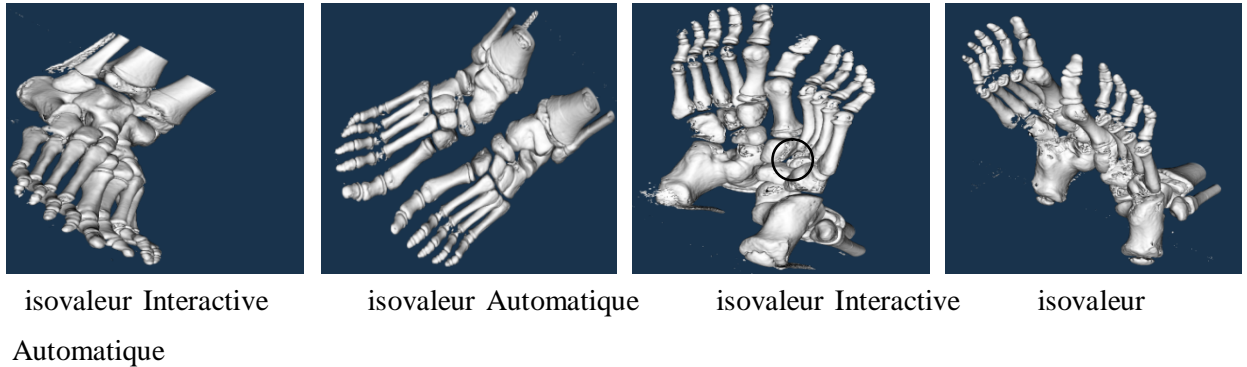


Figure 5.7 Reconstruction 3D du dataset 3

Nous avons remarqué la présence de quelques trous sur les volumes reconstruits dans notre méthode. Cela est dû au fait que l'isovaleur automatique choisie est la valeur maximale de toutes les isovaleurs obtenues à partir des images de l'ensemble de données. Cela a conduit à la classification de plusieurs sommets du volume en tant que sommets n'appartenant pas au volume par l'algorithme des Marching Cubes automatique.

Cette erreur peut être levée en considérant un algorithme des Marching Cubes automatique et adaptatif, c'est-à-dire considérer une isovaleur appropriée pour chaque image de la série.

5.3 Le rendu pour une visualisation surfacique

L'algorithme des marching cubes est un algorithme du rendu indirect qui permet une visualisation surfacique, c'est à dire absence d'information sur la structure interne des volumes. Afin de visualiser l'intérieur du volume reconstruit, nous avons appliqué une fonction de transparence « SetOpacity » dans une classe « Actor », le résultat obtenu est illustré par la figure 5.8.

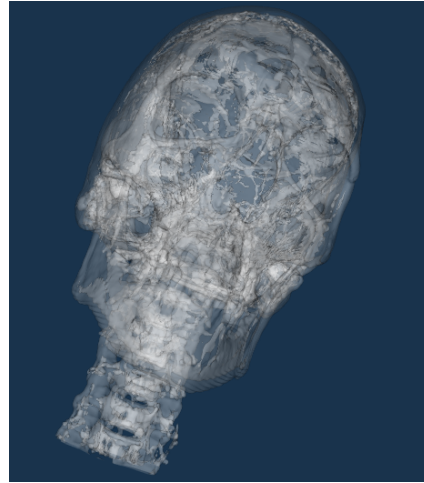


Figure 5.8 Application de la fonction de transparence

Nous avons appliqué également la fonction «*vtkclipper*» qui permet de découper les données polygonales avec une fonction implicite définie par l'utilisateur ou des données scalaires d'entrée. Cette fonction aide à visualiser l'intérieur du volume, le résultat mentionné sur la figure IV.9 nous montre l'absence d'informations à l'intérieur du volume obtenu par l'algorithme des Marching Cubes.

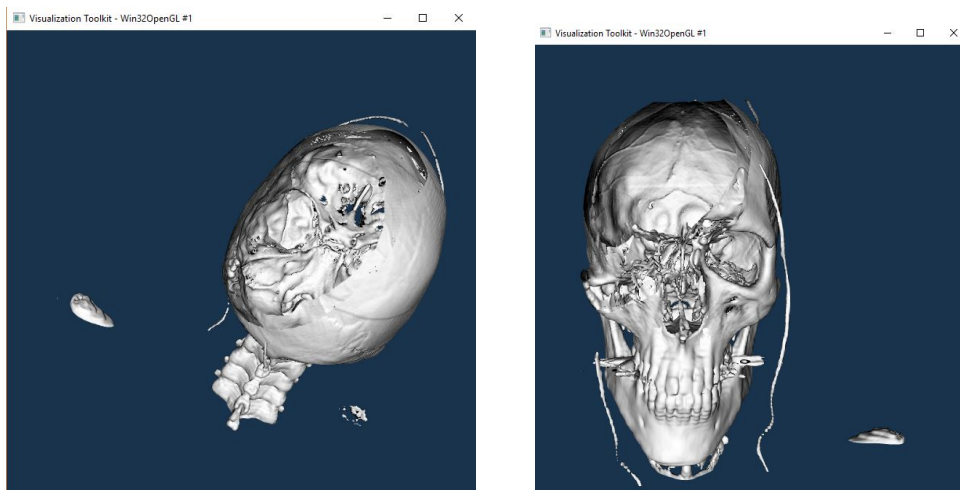


Figure 5.9 Vue de l'intérieur de l'objet reconstruit

L'application des deux fonctions *Transparence* et «*vtkclipper*» permettent de visualiser la structure interne du volume reconstruit. Nous pouvons voir alors qu'il n'y a aucune information sur la structure interne des volumes obtenus du fait que l'algorithme des Marching Cubes est un algorithme surfacique.

Le besoin de visualiser la structure interne des volumes obtenus nous a conduits à implémenter un algorithme de visualisation volumique: le Lancer de Rayon (Ray Casting).

5.4 Le rendu pour une visualisation volumique

Pour la visualisation volumique, nous avons fait recours à l'algorithme du Ray Casting :

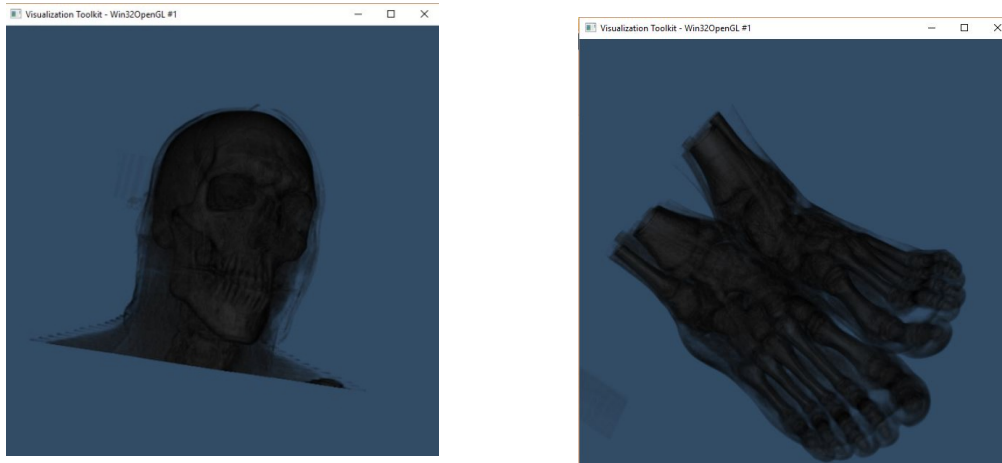
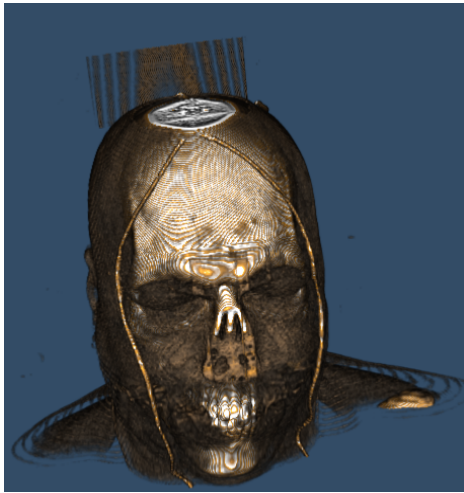


Figure 5.10 Volumes obtenu par l'algorithme Ray Casting

5.4.1 Classification et fonction de transfert

Nous avons procédé à une post classification et l'application de la fonction de transfert afin de donner un aspect réaliste aux volumes reconstruit.

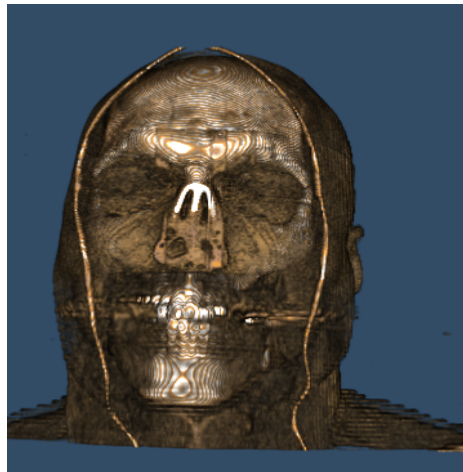
Le choix du nombre de classes est réalisé suivant le nombre de tissus constituant le volume, en effet nous allons affecter pour chaque tissu une couleur spécifique proche du réel, les résultats sont mentionnées dans les figure 5.11 et la figure 5.12.



Nbr classe= 3



Nbr classe= 5



Nbr classe= 3

Figure 5.11 Classification et fonction de transfert



Nbr classe= 3



Nbr classe= 5



Nbr classe= 8

Figure 5.12 Classification et fonction de transfert

5.4.2 L'éclairage

Les techniques d'éclairage les plus populaires dans le rendu de volume sont les modèles Phong décrit dans la section 2.3.5 du chapitre 2. En utilisant un modèle d'illumination local, seule la lumière réfléchie est prise en compte, la lumière transmise et l'émission propre sont ignorées. Les modèles d'illumination décomposent la réflexion en trois composantes : ambiante, diffuse et spéculaire.

Pour créer l'éclairage de Phong, sous VTK, nous utilisons les propriétés SetAmbient, SetDiffuse et SetSpecular et la propriété SetSpecularPower qui représente la valeur de Shiness (constante de brillance).

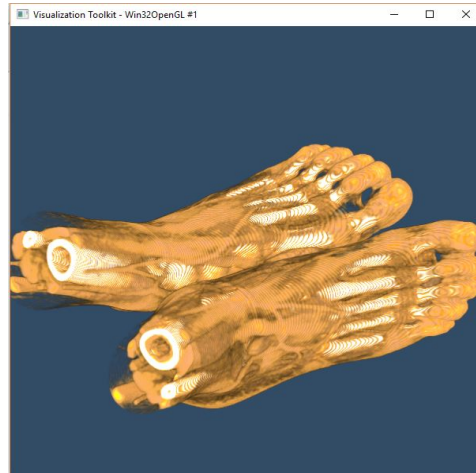


Figure 5.13 Application du modèle d'éclairage de Phong sans ombrage

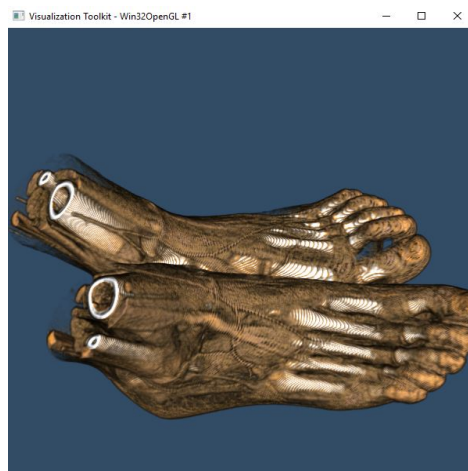


Figure 5.14 Application du modèle d'éclairage de Phong avec ombrage

5.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les résultats obtenus par l'approche proposée. Nous avons montré à travers les résultats obtenus que la sélection d'une petite valeur de l'isovaleur permet d'obtenir des faux positifs: le volume reconstruit induit des sommets qui ne font pas partie de l'objet d'intérêt. Il s'agit généralement d'un bruit ou de structures d'une autre nature qui ont un niveau de gris trop proche de l'objet d'intérêt.

De plus, le choix d'une valeur d'isovaleur plus ou moins élevée induit un faux négatif. Autrement dit, certains éléments de l'objet d'intérêt peuvent ne pas apparaître ou seulement partiellement.

Nous avons également montré que les volumes obtenus par la méthode proposée sont de meilleure qualité que ceux obtenus par l'algorithme des Marching Cubes classique. Ainsi, nos volumes sont obtenus à partir d'une seule reconstruction ce qui permet un gain de temps considérable et cette probabilité de choisir la même valeur que l'isovaleur automatique est très faible.

Conclusion générale et perspectives

Le domaine de l'imagerie médicale a fait au cours des dernières années de remarquables progrès. La visualisation de l'ensemble des données volumiques fait partie intégrante des applications d'imagerie médicale. Les médecins utilisent une combinaison de technologies d'imagerie médicale et de techniques de reconstruction 3D pour examiner de façon non invasive les patients afin de prendre des décisions médicales critiques, diagnostiquer des tumeurs, rechercher des caillots sanguins

Au cours de cette thèse, nous avons abordé le problème de la reconstruction 3D à partir d'images médicales, plus précisément CT-Scan.

Nous avons présenté une étude détaillée sur l'algorithme des Marching Cubes. Nous avons montré à travers cette étude, que pour l'extraction de la surface à reconstruire (isosurface), il se base sur l'estimation d'une valeur appelée isovaleur. Cette estimation est laissée au choix de l'utilisateur qui le fait d'une manière manuelle et sans aucune contrainte, ni orientation. Cela rend l'algorithme des Marching Cubes supervisé et coûteux en temps de calcul lors des plusieurs tests, comme il peut engendrer également des erreurs de reconstruction.

Il était donc impératif d'améliorer cet algorithme en automatisant l'étape de sélection de l'isovaleur. En s'introduisant sur les méthodes qui ont essayé d'automatiser cette valeur, nous avons trouvé plusieurs travaux qui ont été menés dans ce contexte. Plusieurs algorithmes ont cherché à trouver automatiquement plusieurs isovaleurs. Leur but était focalisé sur l'extraction de plusieurs isosurface en même temps et non pas sur l'automatisation de l'estimation de l'isovaleurs.

D'autres travaux, par contre, se sont intéressés à l'automatisation de l'isovaleur en exploitant l'histogramme de l'image. Ces travaux proposent de prendre une valeur au dessous du pic de l'histogramme, une solution que nous avons jugée interactive également.

Après cette étude, et afin de soulever le problème de la sélection interactive de l'isovaleur, nous avons fait recours aux méthodes de seuillage automatique.

Pour choisir la meilleure méthode de seuillage automatique, il était indispensable de faire une étude des différents algorithmes existants. Nous avons réalisé quelques tests sur notre base d'images et nous avons conclu que l'algorithme d'Otsu est la meilleure solution pour la sélection automatique d'un seuil.

L'analyse des volumes obtenus par l'algorithme des Marching Cubes automatique nous a révélé qu'il est meilleur en termes de qualité et que ces derniers comportent moins de bruits par rapport aux volumes obtenus par l'algorithme des Marching Cubes classiques.

Par ailleurs, l'estimation automatique de l'isovaleur nous a permis un gain de temps de reconstruction considérable.

Les résultats obtenus sont encourageants, néanmoins, plusieurs points restent encore à approfondir au-delà du travail réalisé et quelques perspectives de recherches peuvent être dégagées.

Tout d'abord, il est impératif de valider l'efficacité de l'algorithme des Marching Cubes automatique que nous avons proposé sur d'autres bases de données relatives à d'autres organes.

Lors de la sélection automatique de l'isovaleur, nous avons rencontré le problème que chaque image de la base possède sa propre isovaleur qui peut être différente à celle des autres images de la même base. Ce problème peut être soulevé en considérant une isovaleur pour chaque image, c'est-à-dire un algorithme des Marching Cubes adaptatif basé sur plusieurs isovaleurs au lieu d'une seule (isovaleur adaptative pour chaque image).

Afin d'améliorer d'avantage la qualité des volumes reconstruit, nous proposons également d'automatiser la sélection de l'isovaleur en faisant recours aux méthodes basées sur l'apprentissage tel que les réseaux de neurones convolutionnnels (Deep learning).

Un point important pour notre étude serait une validation médicale de nos volumes. En effet, un travail avec les médecins et / ou les radiologues semble indispensable.

Bibliographie

- [AKK13] S. AKKOUL, Reconstruction 3D surfacique du fémur proximal à partir de quelques radiographies, Thèse de Doctorat à l'université d'Orléans 2013.
- [ANS12] P. Andersson and S. Johansson. Rendering with Marching Cubes, looking at Hybrid Solutions. DIVA portal 2012.
- [ASH05] M. Ash. Simulation et visualisation d'un fluide 3D, Rapport de stage à l'Université d'Orléans, 2005.
- [BAG16] B. Bagleya et al. A Marching-Tetrahedra Algorithm for Feature-Preserving Meshing of Piecewise-Smooth Implicit Surfaces. 25th International Meshing Roundtable, Procedia Engineering 163, pp 162 – 174, 2016.
- [BAL16] J. P. Balarini et S. Nesmachnow. A C++ Implementation of Otsu's Image Segmentation Method. Image Processing On Line, 6, pp. 155-164. 2016.
- [BAN15] S. L. Bangare et all. Reviewing Otsu's Method For Image Thresholding. International Journal of Applied Engineering Research ISSN 0973-4562 Volume 10, Number 9. pp. 21777-21783. 2015.
- [BEN 15] R. BEN SALAH, Élaboration d'une méthode tomographique de reconstruction 3D en vélocimétrie par image de particules basée sur les processus ponctuels marqués. Thèse de Doctorat, l'université de Poitiers 2015.
- [BID10] K. Bidmon, Processing of Meshes and Geometry for Visualization Applications. Thèse de Doctorat de l'université Stuttgart, 2010.

- [BOU94]** B. Boufama, Reconstruction tridimensionnelle en vision par ordinateur : cas des caméras non étalonnées, Thèse de doctorat à l'institut national polytechnique de grenoble, décembre 1994.
- [BOU14]** M. Bouraoui et al, FPGA dedicated hardware architecture of 3D medical image reconstruction: marching cubes algorithm. WSEAS TRANSACTIONS on SIGNAL PROCESSING, Volume 10, 2014.
- [BRA09]** K.-H. Brakhage. Generalized Adaptive Marching Cubes. Tagung der DGfGG 2009.
- [BRN08]** V. Brandou, Stéréovision local et reconstruction 3D/4D, Thèse de doctorat à l'université de Nice Sophia Antipolis, 2008.
- [CHA01]** F. S. Chaussumier. Recouvrement des Communications et des Calculs, du Matériel au Logiciel. PhD thesis, Ecole Normale Supérieure (ENS) de Lyon, 21 Décembre 2001.
- [CHA04]** J. Chabriaux et B. Gibaud. DICOM, le standard pour l'imagerie médicale, EMC - Radiologie, Volume 1, Issue 6, 2004.
- [CHA09]** M. Chavent, Vers une nouvelle stratégie pour l'assemblage interactif de macromolécules. Thèse de Doctorat de l'université Henri Poincaré – Nancy 1, 2009.
- [CUS13]** L. Custodio et all. Practical considerations on Marching Cubes 33 topological correctness. Computers & Graphics. 2013.
- [DIE08]** C. A. Dietrich et all. Edge Transformations for Improving Mesh Quality of Marching Cubes IEEE transactions on visualization and computer graphics, vol. 14, no. 5, september/october 2008.

- [DRE88]** R. Drebin, et all. Volume rendering. In: Proceedings SIGGRAPH88, 1988, pp 65–74.
- [DYK07]** C. Dyken and G. Ziegler. High-speed Marching Cubes using Histogram Pyramids, EUROGRAPHICS Volume 26 (2007), Number 3, 2007.
- [ERE09]** B. Erem and N. Dedual. Surface Construction Analysis using Marching Cubes. Northeastern University, Boston. Kan laddas hemifr°an:<http://www.ndedual.com/wp-content/uploads/marchingcubes.pdf> Senast bes ²okt, pp 08–12, 2009.
- [FEK00]** F.Fekraoui and M.C.Babahenini. Automatic Marching Cubes for Improving 3D Medical Images Reconstruction. Journal of Digital Information Management. Volume 18 Number 1 : pp 1-10, February 2020.
- [FER10]** G.R.Ferretti et all, Tomodensitométrie volumique : reconstruction 2D et 3D. Revue des Maladies Respiratoires volume 27, numéro10 pp 1267- 1274, Décembre 2010.
- [FOU09]** M. Fournier. Surface Reconstruction: An Improved Marching Triangle Algorithm for Scalar and Vector Implicit Field Representations. Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI), 2009.
- [FUJ00]** I. Fujishiro, et all. Volume data miming using 3d field topology analysis, IEEE Comput . Graph, Appl., 20(5): pp 46-51, 2000.
- [GAB08]** É. Gabarra. De la binarisation de documents vers la reconnaissance de symboles dans l'analyse de schémas électriques. Thèse de Doctorat. 2008.

- [GLA09]** M. Glanznig et al. Locally adaptive marching cubes through iso-value variation. In Proceedings of the International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision, pp 33-40. February 2009.
- [GON16]** V. Gonzalez et al. Fast Marching Square Methd for UAVs Mission Planning with consideration of Dubins Model Constraints. ScienceDirect 49-17, pp 164- 169, 2016.
- [HEG97]** H. Hege et all. Hans-Christian H et al. A Generalized Marching Cubes Algorithm Based On Non-Binary Classifications. Konrad-Zuse-Zentrum fur Informations technik Berlin-Dahlem Germany SC pp 97-05. 1997.
- [HEG07]** H. –C, Hege and R. Machiraju. (No) more Marching Cubes, Volume Graphics, 2007.
- [JOH06]** G. Johansson and H. Carr. Accelerating Marching Cubes with Graphics Hardware. CASCON'06 Proceedings of the 2006 conference of the Center for Advenced Studies on Collaborative research. Canada 2006.
- [KAI11]** Kai, P et al. (2011) 'Probabilistic Marching Cubes'. Eurographics / IEEE Symposium on Visualization, Vol. 30, No. 3, pp 931-940.
- [KAL15]** P. Kalyankar et S. Apte. 3D Visualization of Medical Image. IJISSET - International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology, Vol. 2 Issue 2, February 2015.
- [KOB01]** L.P. Kobbelt et all. Feature Sensitive Surface Extraction from Volume Data. Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques SIGGRAPH'01,

pp57-66. 2001.

- [LAC94]** P.Lacroute , M. Levoy, Fast volume rendering using a shear-warp factorization of the viewing transformation, Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp 451-458, July 1994.
- [LAC95]** P. G. Lacroute. Fast Volume Rendering Using a Shear-Warp Factorization of the Viewing Transformation. PhD thesis, Stanford University, September 1995.
- [LEB04]** A. Le Bras. Exploration des potentialités du système EOS™ pour la caractérisation mécanique de structures osseuses : Application à l'extrémité supérieure du fumeur, Thèse de doctorat à l'école nationale supérieure d'arts et métiers ENSAM Paris, 2004.
- [LEV88]** M. Levoy, "Display of surfaces from volume data," IEEE Computer Graphics and Applications, 1988.
- [LEW03]** T. Lewiner et all. Efficient implementation of Marching Cubes' cases with topological guarantees. Journal of Graphics Tools 8(2): pp 1-15 2003.
- [Liu12]** Y. Liu. Study on Automatic Threshold Selection Algorithm of Sensor Images. International Conference on Solid State Devices and Materials Science. Physics Procedia 25: pp 1769 – 1775. 2012.
- [LIU15]** S. Liu et J. Peng. Optimization of Reconstruction of 2D Medical Images Based on Computer3D Reconstruction Technology. Journal of Digital Information Management, Vol. 13 No. 3: pp 142- 146, 2015.
- [LOR87]** W. E. Lorensen, H. E. Cline. Marching Cubes: A high resolution 3D

surface construction algorithm. SIGGRAPH'87 Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. Volume 21: pp 163-169, 1987.

- [MAK14]** Himanshu Makkar et Aditya Pundir. Image Analysis Using Improved Otsu's Thresholding Method. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication Volume: 2 Issue: 8. 2014.
- [MAT05]** N. Matyas et al. Metasurfaces: Contouring with Changing Isovalue. in VMV 2005 Erlangen, Germany, pp. 147-157, 2005.
- [MEI00]** M. Meissner, et all. A Practical Evaluation of Popular Volume Rendering Algorithms. In Proceedings of the 2000 IEEE Symposium on Volume Visualization, VVS '00, pp 81–90, New York, NY, USA, 2000. ACM.
- [MIL12]** M. Mili. Hardware Parallel Architecture of a 3D Surface Reconstruction: Marching Cubes Algorithm. International journal of circuits, systems and signal processing. Issue 2, Volume 6, 2012.
- [MOA12]** P. Moallem and N. Razmjooy. Optimal Threshold Computing in Automatic Image Thresholding using Adaptive Particle Swarm Optimization. Journal of Applied Research and Technology, Vol 10, pp 703-712, 2012.
- [MOH16]** A. Mohamedou. Reconstruction de mouvements à partir de séquences vidéos. rapport de Master 2 en robotique. Université Blaise Pascal. 2016.
- [MOO08]** T. Moons et all, 3D Reconstruction from Multiple Images, in Computer Graphics and Vision Volume 4, No. 4: pp 287–398, 2008.

- [MOR01]** B. Mora. Nouveaux algorithmes interactifs pour la visualisation de données Volumiques. PhD thesis, Université ToulouseIII-Paul Sabatier, 07 Décembre 2001.
- [NAB08]** W. Narkbuakaew et all. 3D surface reconstruction of large medical data Using marching cubes in vtk. The 3rd International Symposium on Biomedical Engineering (ISBME 2008).
- [NAC06]** N. Nacereddine, L. Hamami, D. Ziou. Thresholding Techniques and their Performance Evaluation for Weld Defect Detection in Radiographic Testing. Machine Graphics and Vision 15 (3/4), 557, 2006.
- [NAC11]** N. Nacereddine. Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures. Thèse de Doctorat. 2011.
- [NAU10]** J. Nauroy. Traitements Interactifs d'images radiologiques et leurs utilisations cliniques. Thèse de Doctorat. 2010.
- [NEU01]** U. Neumann. Volume Reconstruction and Parallel Rendering Algorithms: A Comparative Analysis. PhD thesis, Th.: informatique: Toulouse 3: 2001.
- [NEW06]** Timothy S. Newman, Hong Yi. A survey of the marching cubes algorithm. Computers & Graphics 30: pp 854–879, 2006.
- [NGU13]** H. M. Nguyen, High-Definition Texture Reconstruction for 3D Image-based Modeling. 21st International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision 2013.
- [POT11]** K. Pöthkow, B. Weber and H. Hege. Probabilistic Marching Cubes. Eurographics / IEEE Symposium on Visualization (EuroVis 2011)

Volume 30, Number 3, 2011.

- [PRE14]** B. preim, C. Botha. Visual Computing For Medicine Theory, Algorithms, And Applications. Second Edition 2014.
- [RAM08]** S. Raman and R. Wenger. Quality Isosurface Mesh Generation Using an ExtendedMarching Cubes Lookup Table. The Eurographics Association and BlackwellPublishing USA 2008.
- [SED04]** S. Seda. Introduction à la norme DICOM et à la norme DICOM-RT. Rapport de stage. Laboratoire Créatis, France. 2004.
- [SEZ04]** M. Sezgin et B. Sankur. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. Journal of Electronic Imaging 13(1) : pp 146–165, 2004.
- [SIL09]** C. T. Silva et all. Dietrich. Marching Cubes without Skinny Triangles. Computing in Science & Engineering. volume 11: pp 82-87, 2009.
- [SMI15]** E. Smistad et all. Real-Time Surface Extraction and Visualization of Medical Images using OpenCL and GPUs. Journal of Real- Time Image Processing 10 (1): pp 67-74, 2015.
- [STP17]** C. ST-PIERRE, Modélisation et représentation dans l'espace des phénomènes Photoniques inélastiques en biophotonique. Mémoire présenté en vue de l'obtention Du diplôme de maîtrise ès sciences appliquées, Ecole Polytechnique de Montréal, 2017.
- [SUD12]** K. Sudharani. 3D DICOM images reconstruction using LAB VIEW, International Journal of Electrical, Electronics and Data Communication, Volume-2, Issue-1, Jan.-2014.

- [SUD13] W. Sudanthi et I. Ioanna. Adaptation of Marching Cubes for the Simulation of Material Removal from Segmented Volume Data. in 26th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS) 2013.
- [THE02] H. Theisel. Exact Isosurfaces for Marching Cubes. COMPUTER GRAPHICS forum, Volume 21 :, number 1 pp. 19–3, 2002.
- [VAL13] H. J. Vala, et A. Baxi. A Review on Otsu Image Segmentation Algorithm. International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET) Volume 2, Issue 2, 2013.
- [VIN13] M. Vinicius et all. Marching cubes technique for volumetric visualization accelerated with graphics processing units. Journal of The Brazilian Computer Society 19: pp 223–233, 2013.
- [WEN13] Raphael, Wenger. Isosurfaces, topology and algorithms. ebook, Chapter 2, pp 17 – 44. 1st Edition, 2013.
- [WES90] Westover. Footprint, evaluation for volume rendering. In SIGGRAPH Computer Graphics, volume 24, pp 367–376, 1990.
- [YAN15] Yanyan, H et al. An uncertainty visualization technique using possibility theory: possibilistic marching cubes. International Journal for Uncertainty Quantification, Vol. 5, pp. 433–451. 2015.